

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ ABDERRAHMANE MIRA BEJAIA
FACULTÉ DE TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE MÉCANIQUE

MEMOIRE
PRÉSENTÉ POUR L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER
FILIÈRE : GÉNIE MÉCANIQUE
SPÉCIALITÉ : FABRICATION MÉCANIQUE ET PRODUCTIQUE

PAR :
AZI LOTFI
AYAD NADJIB

Thème

Automatisation du diagnostic des défauts mécaniques des machines tournantes par application de la logique floue (le cas d'engrenage)

Soutenu le 10/10/2021 devant le jury composé de :

Mr. LAGGOUNE	Président
Mr. BENSAID	Rapporteur
Melle. ADJOUADI	Examinatrice

ANNÉE UNIVERSITAIRE 2020-2021

Remerciements

Avant tous, nous remercions ALLAH le tout puissant pour nous avoir donné la force et la patience pour mener terme à ce travail.

Nous exprimons notre profonde gratitude et notre reconnaissance envers Monsieur HARROUCHE Fateh, enseignant au département de génie mécanique, Université de Bejaïa, pour l'aide précieuse qu'il nous a apportée dans l'élaboration de ce travail. Nous le remercions pour ces conseils, son soutien, sa disponibilité et les discussions fructueuses qu'on a eu ensemble.

Nous tenons à remercier également l'ensemble des enseignants de département GENIE MECANIQUE pour leurs rôles importants dans notre formation.

Nous souhaitons adresser nos remerciements à nos amis(e) et aux personnes qui nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce modeste travail.

Dédicace

À mes parents

À toute ma famille

À tous mes amis

À toute la communauté pédagogique de l'université de Bejaïa

Atzi lotfi

Ayad nadjib

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Les défauts mécaniques dans les machines tournantes	3
I. Introduction.....	3
II. Les types des défauts mécaniques.....	3
II.1 Défaut de balourd.....	3
II.2 Le désalignement	4
II.3 Les défauts des engrenages	4
II.3.1 Défauts généralisés.....	4
II.3.1.1 Usure abrasive	4
II.3.1.2 Piqûres	5
II.3.2 Défauts localisés.....	5
II.3.2.1 Écaillage	5
II.3.2.2 Fissuration	6
II.3.2.3 Grippage	6
II.4 Défauts de roulements.....	7
II.4.1 Écaillage	8
II.4.2 Empreintes de corps roulants	9
II.5 Défaut de l'arbre	10
III. Les indicateurs de surveillances	11
III.1 RMS	Erreur ! Signet non défini.
III.2 La valeur crête V_c	12
III.3 Facteur de crête	12
III.4 Kurtosis	12
III.5 Le Skewness.....	13
IV. Conclusion.....	13
Chapitre II : La logique floue et ses applications.....	14
I. Introduction.....	14
II. La logique floue	14
III. Historique	16
IV. La différence entre la logique floue et la logique classique.....	16

IV.1	Les domaines d'applications de la logique floue.....	17
IV.2	Les avantages de la logique floue	17
IV.3	Les inconvénients de la logique floue.....	18
V.	Théorie des ensembles flous	18
V.1	Notion d'appartenance	18
V.2	Les fonctions d'appartenance.....	19
VI.	Les opérateurs en logique floue	20
VII.	Structure et fonctionnement d'un système d'inférence flou	22
VII.1	La Fuzzification	22
VII.2	Le Moteur d'inférence	22
VII.3	La défuzzification	23
VIII.	Conclusion.....	24
Chapitre III : Démarche expérimentale.....		25
I.	Introduction.....	25
II.	Déroulement de la classification des défauts par un système d'inférence flou (SIF).....	25
II.1	Acquisition des signaux	25
II.2	Prétraitement des données.....	25
II.3	Traitement des données.....	26
II.4	Construction du vecteur forme.....	26
III.	Implémentation d'un système d'inférence flou (SIF) sous Matlab	26
III.1	Création du système d'inférence flou (SIF)	27
III.2	Fuzzification des variables d'entrées et de sorties.....	28
III.3	Édition de règles floues.....	29
III.4	Défuzzification.....	31
IV.	Description du banc d'essai d'engrenage étudié (CETIM).....	32
IV.1	Présentation des signaux	34
IV.2	Rapport d'expertise.....	34
V.	Conclusion	35
Chapitre IV : Résultats et discussion.....		36
I.	Introduction.....	36
II.	Diagnostic des défauts d'engrenage.....	36
II.1	Constitution de la base de données	36
II.1.1	Préparations des observations	37

II.1.1.1	Division des signaux.....	37
II.1.1.2	Prétraitement de données.....	38
II.1.1.2.1	Filtrage.....	38
II.1.1.2.2	Décimation.....	38
II.1.2	Choix et calcul des paramètres.....	40
II.1.3	Constitution du vecteur forme (entrée du SIF).....	40
II.2	Choix des classes (ensembles flous de la variable de sortie du (SIF))	41
III.	Implémentation du système d'inférence flou (SIF) sous Matlab	41
III.1	Implémentation du système (SIF) par l'interface graphique	41
III.1.1	Structure du système d'inférence flou (SIF) initial.....	41
III.1.2	Fuzzification des variables d'entrée et de sortie	42
III.1.2.1	Fuzzification de la variable d'entrée « La valeur efficace (RMS). ».....	42
III.1.2.2	Fuzzification de la variable d'entrée « le facteur de crête (Fc) ».....	43
III.1.2.3	Fuzzification de la variable d'entrée « Le Skewness (facteur de dissymétrie (Sks)) »	44
III.1.2.4	Fuzzification de la variable d'entrée « Le kurtosis (facteur d'aplatissement (Ku)) »	45
III.1.2.5	Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (result) »	47
III.1.3	Génération des règles d'inférence	48
III.1.4	Défuzzification de la variable de sortie.....	48
III.1.4.1	Exemple d'application	48
III.2	Implémentation du système (SIF) à l'aide des commandes de la boîte à outils	49
IV.	Classification de la base de données par le système d'inférence flou (SIF)	49
IV.1	Discussion	50
IV.1.1	Représentation graphique du résultat de classification	50
IV.1.2	Interprétation de résultat de classification.....	51
V.	Conclusion	Erreur ! Signet non défini.
	Conclusion générale	52
	Références Bibliographiques.....	53
	Annexe.....	55

Liste des figures

Chapitre I : Les défauts mécaniques dans les machines tournantes

Figure I. 1 Désalignement (parallèle et angulaire).....	4
Figure I. 2 Usure abrasive "Engrenages".....	5
Figure I. 3 Piquûres "Engrenages"	5
Figure I. 4 Écaillage	6
Figure I. 5 Fissuration	6
Figure I. 6 Grippage	7
Figure I. 7 Spectre théorique d'un engrenage sain.....	7
Figure I. 8 Différents types de roulements.....	8
Figure I. 9Ecaillage.....	9
Figure I.10 Quelques défaillances affectant les roulements a- Usure généralisée b- Cage détériorée c-Corrosion d- Présence de cratères e- Écaillage f- Fissure et cassure g- Grippage h- Traces d'empreintes.....	10
Figure I. 11Les caractéristiques géométriques d'un roulement	11

Chapitre II : La logique floue et ses applications

Figure II. 1 Ensemble classique (booléenne).....	15
Figure II. 2Ensemble flou (la vitesse est-elle élevée).....	16
Figure II. 3Ensemble flou (la vitesse est-elle peu élevée).....	16
Figure II. 4 Logique classique et logique floue.....	18
Figure II. 5Notion d'appartenance	19
Figure II. 6 Exemples de fonctions d'appartenance triangulaire (a), trapézoïde (b) et gaussienne (c).....	20
Figure II. 7Fonction d'appartenance de type triangulaire	20
Figure II. 8Fonction d'appartenance de type trapézoïdale.....	21
Figure II. 9Fonction d'appartenance de type gaussiennes	21
Figure II. 10 Structure d'un système d'inférence flou.	23

Chapitre III : Démarche expérimentale

Figure III. 1 Étapes d'implémentation d'un système d'inférence flou (SIF) sous Matlab	27
Figure III. 2 Banc de CETIM	33
Figure III. 3 Représentation des signaux temporels (CETIM).....	34

Chapitre VI : Résultats et discussion

Figure IV. 1 Découpage d'un signal en tranches ou sections	38
Figure IV. 2 Division en tranches du signal du jour13.	39
Figure IV. 3 Division en tranches du signal du jour 2.	39
Figure IV. 4 Schéma bloc du (SIF)	42
Figure IV. 5 Fuzzification de la variable d'entrée « La valeur efficace (RMS) ».....	43
Figure IV. 6 Fuzzification de la variable d'entrée « le facteur de crête (Fc) »	44
Figure IV. 7 Fuzzification de la variable d'entrée « Le Skewness (facteur de dissymétrie), (Sks) »	45
Figure IV. 8 Fuzzification de la variable d'entrée « Le kurtosis (facteur d'aplatissement),.....	46
Figure IV. 9 Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (result) ».....	47
Figure IV. 10 Défuzzification de la variable de sortie	49
Figure IV. 11 Résultat de classification de la base de données d'engrenage.....	50

Liste des tableaux

Chapitre I : Les défauts mécaniques dans les machines tournantes

Tableau I. 1 Récapitulatif des indicateurs	12
--	----

Chapitre III : Démarche expérimentale

Tableau III. 1 Caractéristiques et avantages des deux méthodes	27
Tableau III. 2 Le rapport d'expertise.....	34

Introduction générale

L'activité de maintenance des installations industrielles fait appel depuis une vingtaine d'années à des techniques de diagnostic de plus en plus sophistiquées.

Une chaîne de fabrication de très grandes séries ne doit en aucun cas s'interrompre pour assurer la stabilité de la production, et une alimentation continue du marché, et ce, notamment, pour des raisons économiques. Une panne fatale au niveau des organes de la machine, telle que la rupture d'une dent pour une roue dentée, provoque un arrêt provisoire de la production jusqu'à ce qu'elle soit réparée. Une panne pareille doit être évitée dans la mesure du possible.

Les défauts de ces organes ont une influence néfaste sur certains paramètres physiques mesurables, tels que les vibrations, le bruit, les courants électriques, la pression, etc. Un mécanisme ne peut fonctionner sans contraintes qui manifestent sous forme de vibrations et tout changement de ces contraintes se traduira par une modification de l'amplitude ou des fréquences des vibrations.

Parmi les outils de la maintenance conditionnelle, l'analyse des vibrations est celui qui connaît aujourd'hui un des développements les plus importants du fait de l'évolution des techniques dans les domaines de l'informatique et du traitement du signal. Cette surveillance permet d'éviter une panne qui peut paralyser une partie de l'usine et conduire à une perte financière importante.

Dans ce contexte, de nombreuses approches sont développées, en vue de la détection de défaillances et du diagnostic, par les différentes communautés scientifiques, parmi ces approches on trouve celle qui sont à base de la logique floue. Plusieurs travaux de maintenance des systèmes industriels mécaniques ont été réalisés en se basant sur la technique de la logique floue (Mechefske, 1998), (Sugumaran et Ramachandran, 2007), (Boutros et Liang, 2007), (Aliustaoglu et Ertunc, 2008), (Ayyoub Zeghlache et Chemseddine Berra, 2020), (Mehdi Abdessamed Dahoum et Nabil Moustafa, 2021), (Herizi Abdelghafour, 2021).

Il est connu que la logique floue est le seul cadre dans lequel puissent être traitées des imprécisions et des incertitudes, qui autorisent également le traitement de certaines incomplétudes. C'est aussi le seul cadre dans lequel puissent être traitées des connaissances numériques et des connaissances exprimées symboliquement par des qualifications du langage naturel. [9]

Dans notre travail, nous essayons d'appliquer la logique floue aux détection et diagnostic des défauts mécaniques dans les machines tournantes (application aux engrenages). Nous utiliserons une méthode de classification avec un système d'inférence flou (SIF).

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres :

- Dans le premier chapitre, nous présentons les défauts mécaniques les plus courants dans les machines tournantes ainsi que leurs fréquences caractéristiques, nous abordons aussi, des indicateurs de surveillance pour l'identification et le diagnostic de ces défauts.
- Dans le deuxième chapitre, nous présentons les principes de base de la logique floue avec les domaines d'application et un bref historique ainsi qu'un état d'art d'application de la logique floue dans le diagnostic des défauts des machines tournantes.
- Le troisième chapitre, présente l'essentiel de la démarche expérimentale suivie dans notre travail, cette démarche contient l'implémentation d'un système de diagnostic basé sur les concepts de la logique floue sous l'environnement Matlab, en discutant les différentes étapes de mise en œuvre d'un système d'inférence flou (SIF). Nous présentons aussi le banc d'essai sur lequel nous appliquons notre système de diagnostic et les signaux vibratoires de ce dernier que nous avons obtenu.
- Le quatrième et dernier chapitre est consacré aux résultats que nous avons obtenus et discussions.

Enfin, nous terminons par une conclusion générale.

Chapitre I : Les défauts mécaniques dans les machines tournantes

I. Introduction

Les machines tournantes sont massivement présentes dans de nombreuses installations industrielles. Les défauts mécaniques que l'on peut rencontrer au niveau d'une machine tournante sont nombreux.

La mesure des vibrations sur ces machines revêt une importance toute particulière puisqu'elle joue un rôle principal dans les programmes de maintenance. La connaissance de ces images vibratoires permet de formuler un diagnostic de l'état de la machine afin de rendre possible l'identification des défauts à partir des signaux mesurés et par conséquent la connaissance de l'état défectueux de la machine.

Ce premier chapitre porte sur la synthèse des défauts mécaniques les plus courants dans les machines tournantes ainsi que leurs fréquences caractéristiques. Nous abordons aussi les indicateurs de surveillance pour l'identification de ces défaillances.

II. Les défauts dans les machines

II.1 Défauts liés aux arbres

II.1.1 Défaut de balourd

C'est l'une des principales causes de vibrations sur les machines tournantes. Ce phénomène se produit à la vitesse de rotation, et peut être causé par une mauvaise répartition spatiale des masses dans la structure, entraînant un déplacement du centre de gravité en dehors de l'axe géométrique du rotor de la machine tournante.

La force générée par le balourd est une fonction de la masse, et du rayon du cercle, sur lequel le rotor tourne. Le phénomène de balourd, se caractérise par une vibration radiale sérieuse à la fréquence de rotation.

- **Fréquence caractéristique du balourd**

Ce défaut se manifeste par : [01]

$$F_{\text{balourd}} = 1. F_r \quad (1.1)$$

$$F_r = N / 60$$

F_r : fréquence de rotation [tr/min].

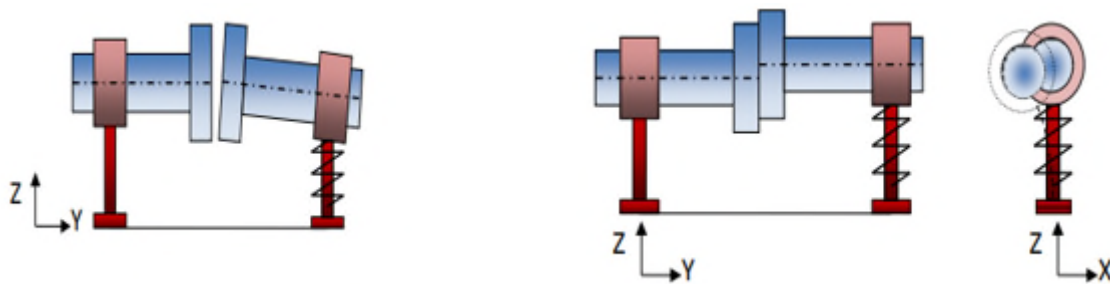
N : vitesse de rotation [tr/min].

II.1.2 Le désalignement

Le désalignement est un problème à peu près aussi commun que le balourd, et la raison en est bien simple. Malgré l'emploi de paliers auto-alignant, et d'accouplements flexibles, il est difficile de ranger deux arbres, ainsi que leurs paliers afin d'assurer qu'il ne subsiste aucune force qui puisse causer de vibration.

Ce phénomène peut être la conséquence d'un défaut de montage d'un palier, mais également d'un mauvais calage des pattes de fixation ou d'une déformation de châssis « par exemple à la suite de contraintes thermiques », qui se traduit par une flexion de l'arbre du rotor.

On perçoit deux types de désalignement (parallèle et angulaire). (Voir Figure I. 1)[02]



a- angulaire

b- parallèle

Figure I. 1 Désalignement (parallèle et angulaire)[02]

Fréquences caractéristiques de désalignement :

$$F_{R\text{désalignement}} = 2.F_r(1.2)$$

F_r : fréquence de rotation [tr/min].

II.2 Les défauts des engrenages

L'engrenage est l'un des mécanismes simples les plus utilisés pour transmettre du mouvement, et adapter les vitesses de rotation entre les différentes parties moteurs et récepteurs. Il est composé de deux roues dentées possédant un certain nombre de dents (noté Z) tournant à des vitesses différentes autour d'axes de rotation, et dont l'une entraîne l'autre par l'action de dents continuellement en contact. Les engrenages sont parmi les organes les plus sensibles de la chaîne cinématique et peuvent être soumis à un grand nombre de dommages apparaissant lors du fonctionnement, et dont les causes sont variées. Mis-à-part les défauts de fabrication et de montage, on différencie généralement deux catégories de défauts pouvant atteindre un jeu d'engrenage, les défauts généralisés et localisés.

II.2.1 Défauts généralisés

II.2.1.1 Usure abrasive

Ce phénomène est localisé sur une grande partie de la denture se caractérisant par un enlèvement de matière dû au glissement des deux surfaces en contact. (Figure I.2)

La croissance de cette usure est reliée à la charge mécanique à transmettre et à la vitesse de glissement, ainsi qu'à la présence d'éléments abrasifs dans le lubrifiant. Elle peut être normale, inversement proportionnelle à la dureté superficielle de la denture et progressant lentement, lorsque le lubrifiant est infecté de particules abrasives ou corrosives. Elle conduit à un mauvais fonctionnement ou plus grave que ça à une mise hors service.



Figure I. 2 Usure abrasive "Engrenages"[02]

II.2.1.2 Piqûres

Phénomène qui se caractérise sous forme des trous plus ou moins profonds qui affectent toutes les dents. Ça se voit souvent surtout sur des engrenages en acier de construction relativement dur. Ce phénomène peut apparaître à la suite de légers désalignements d'axes par exemple, à cause de surpressions locales. (Figure I.3)



Figure I. 3 Piqûres "Engrenages"[03]

II.2.2 Défauts localisés

II.2.2.1 Écaillage

Se montrant par des trous moins nombreux que ceux des piqûres, mais plus profonds et plus grands (Figure I.4). Les dommages sont produits par fatigue au point de cisaillement

maximal. Ce phénomène se produisant surtout dans les engrenages cémentés, évolue très rapidement vers la rupture, sans passer par une phase d'usure.

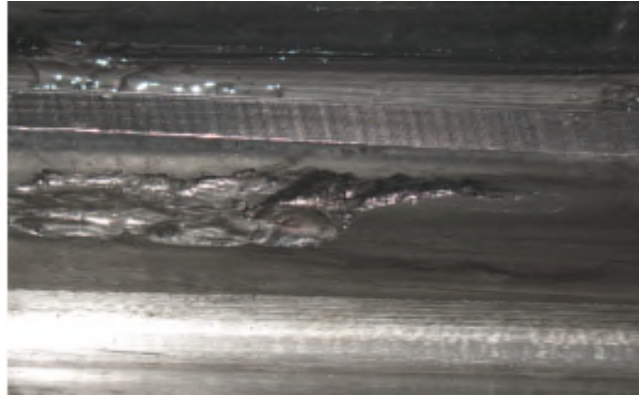


Figure I. 4 Écaillage[03]

II.2.2.2 Fissuration

Généralement au pied de la dent, elle évolue à chaque mise en charge. Ce phénomène est causé par un franchissement de la limite élastique en contrainte au pied de dent, du côté de la dent en traction. (Figure I.5)

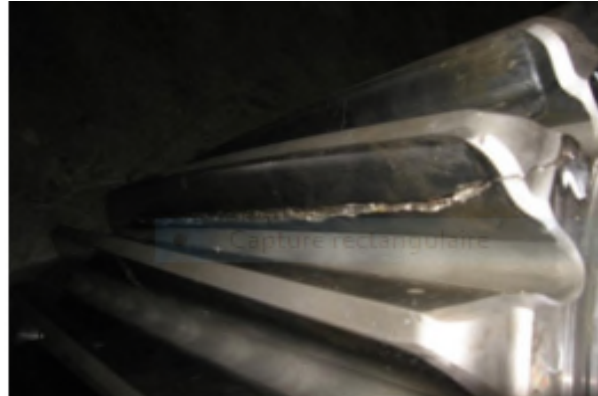


Figure I. 5 Fissuration[03]

II.2.2.3 Grippage

C'est le résultat d'une rupture du film d'huile, ou d'un frottement sous charge qui provoque des hausses de températures. Le grippage est provoqué essentiellement par des vitesses élevées, de gros modules et un faible nombre de dents en contact. (Figure I.6)

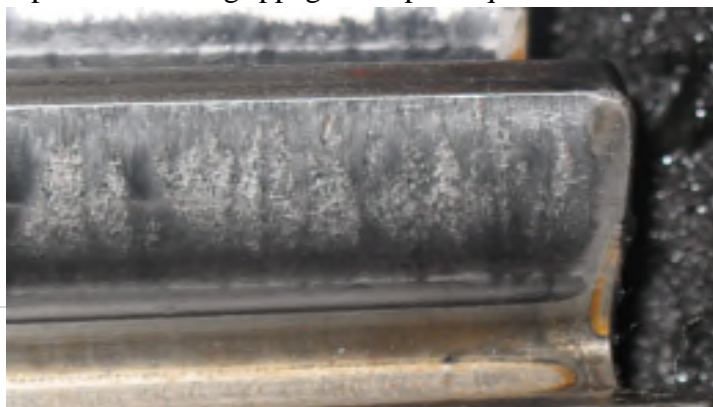


Figure I. 6 Grippage[02]

II.2.3 Fréquence d'engrènement pour un mécanisme d'engrenage

La fréquence d'engrènement est les vibrations qui sont produites par le choc entre les dents des deux roues d'un engrenage, elle est périodique (Figure I.7).

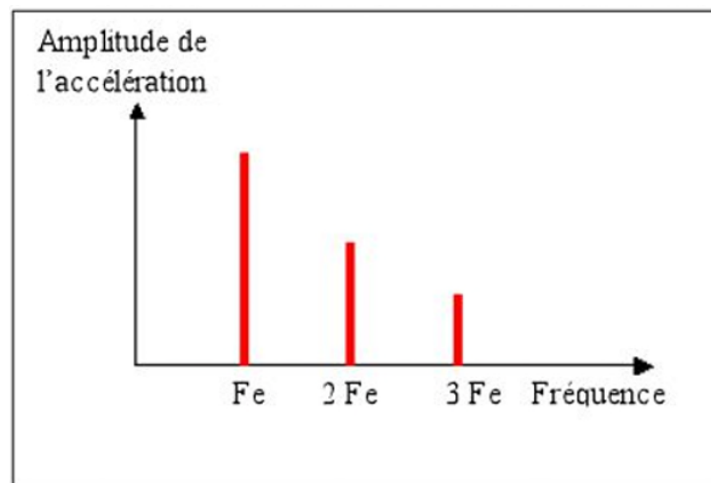


Figure I. 7 Spectre théorique d'un engrenage sain.[02]

La fréquence caractéristique de l'engrènement sera : [04]

$$F_{\text{engrènement}} = Z \cdot F_r \quad (1.3)$$

Z : est le nombre de dents.

F_r : la fréquence de rotation [tr/min].

II.3 Défauts de roulements

Le roulement, organe de base pouvant garantir à lui seul plusieurs fonctions parmi lesquelles la liaison mobile en rotation avec un minimum de frottement entre deux éléments, tout en portant des charges radiales ou axiales plus ou moins importantes, il peut être aussi

utilisé pour assurer un positionnement précis de l'arbre, et corriger des défauts d'alignement. Le roulement est composé des éléments suivants :

- Deux bagues concentriques, une bague intérieure et une bague extérieure, incluant des chemins de roulement
- Des corps roulants, billes, rouleaux ou aiguilles, permettant la rotation des deux bagues avec un frottement minimal.
- Une cage séparant et guidant les éléments roulants.

En mécanique, pour chaque application existe un roulement approprié. Le roulement à billes offre un faible frottement grâce au contact ponctuel mais on l'utilise que pour des charges limitées. Le roulement à rouleaux offre une plus grande capacité de chargement grâce au contact linéaire provoquant aussi un frottement plus important. Les rouleaux peuvent prendre différentes formes cylindriques, coniques et sphériques. Les roulements à aiguilles possèdent un grand nombre d'éléments roulants, ce qui lui confère une capacité de charge élevée.

Les principaux types de roulements sont illustrés dans la figure I.8:

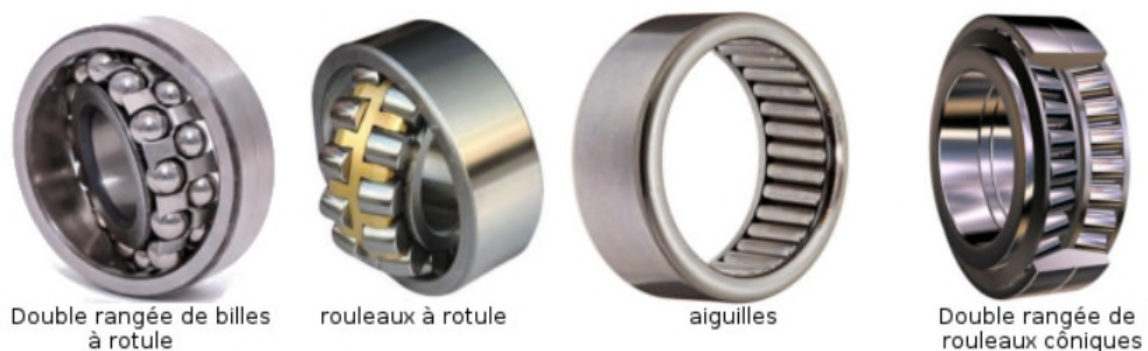


Figure I. 8 Différents types de roulements.[05]

Les principaux défauts des roulements sont décrits comme suit :

II.3.1 Écaillage

L'écaillage localisé et prématuré résulte d'anomalies caractérisées telles qu'un mauvais montage, une surcharge, un défaut d'alignement, une mauvaise forme de logement. Ces défauts causent des vibrations qui les caractérisent (voir figure I.9)



Figure I. 9 Écaillage[05]

II.3.2 Empreintes de corps roulants

_ **Par déformation** : Des empreintes des corps roulants apparaissent avec un fond brillant, on y retrouve les traces de la rectification mais sans traces d'usure.

– **Par abrasion**: L'enlèvement de matière cette fois par usure due à la vibration sans rotation du roulement, ce défaut peut apparaître sur des machines jamais mises en marche.

– **Usure généralisée apparaissant sur des corps roulants**: des pistes et des cages (teinte grise), due à l'intrusion d'une particule abrasive.

– **Cratères et cannelures** : Les premiers sont caractérisés par des piqûres à bords nets liées en chapelet et sont propres aux roulements à billes, quant aux cannelures propres aux roulements à rouleaux, sont caractérisées par une succession de plages étroites parallèles.

_ **Coups, fissures, cassures** : Se manifestant avec des traces visibles d'outils, et des ruptures des bagues.

_ **Corrosion de contact**: Se manifestant avec des tâches d'oxydation sur l'alésage, le diamètre extérieur et les faces d'appui du roulement.

_ **Coloration Due à une oxydation** : localisée ou généralisée elle se manifeste avec une coloration des chemins de roulement et des corps roulants.

_ **Détérioration des cages** : se manifestant sous plusieurs formes : déformation ; usure ou rupture des cages (voir figure I.10).



Figure I. 10 Quelques défaillances affectant les roulements a- Usure généralisée b- Cage détériorée c-Corrosion d- Présence de cratères e- Écaillage f- Fissure et cassure g- Grippage h- Traces d'empreintes.

II.3.3 Fréquences caractéristiques des défauts de roulements

Fréquences correspondantes aux passages des éléments roulants sur les défauts situés sur (la bague externe et interne, cage (voir figure I.11)), ces défauts sont donnés par les équations suivantes [05] :

$$F_{bague\ externe} = \frac{F_R}{2} N_b \left(1 - \frac{D_b \cos \theta}{D_p}\right) \quad (1.4)$$

$$F_{bague\ interne} = \frac{F_R}{2} N_b \left(1 + \frac{D_b \cos \theta}{D_p}\right) \quad (1.5)$$

$$F_{cage} = \frac{F_R}{2} \left(1 - \frac{D_b \cos \theta}{D_p}\right) \quad (1.6)$$

N_b : Nombre d'éléments roulants.

F_R : fréquence de la rotation de l'arbre [tr/min].

D_b : Diamètre des éléments roulants [mm].

D_p : Le diamètre moyen du roulement [mm].

θ : L'angle de contact [Degré].

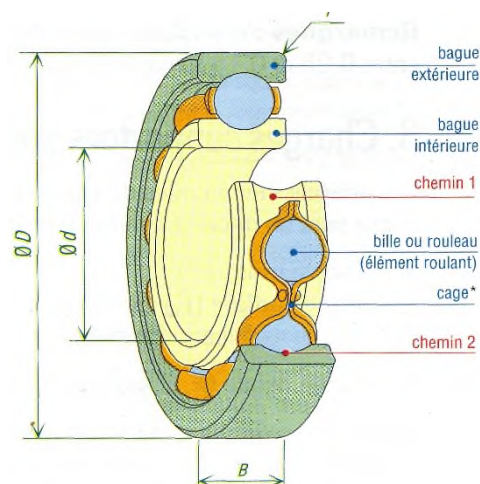


Figure I. 11 Les caractéristiques géométriques d'un roulement [07]

II.4 Défaut de l'arbre

L'arbre de la machine peut laisser paraître une usure due à l'utilisation d'un mauvais matériau lors de sa construction. A court ou long terme, cette usure peut mener à une fracture nette de l'arbre provoquant ainsi un arrêt immédiat de la machine. Les milieux corrosifs peuvent aussi diminuer la robustesse de l'arbre de la machine. Par exemple, l'humidité peut provoquer des microfissures et conduire à une destruction complète de la machine.

Fréquence caractéristique de défauts d'arbre :

Généralement, la fréquence de défaut d'arbre est de 2 fois la fréquence de rotation.[03]

$$F_{arbre} = 2f_r \quad (1.7)$$

f_r : fréquence de rotation [tr/min].

III. Les indicateurs de surveillances

Basée sur les signaux temporels extraits des capteurs de vibration et filtrés sur certaines plages fréquentielles. Cette technique rapide, extrait des indicateurs, pour la plupart statistiques, résumant l'information contenue dans le signal et permettant de générer un repère. Le suivi d'évolution du repère donne une information plus ou moins précise et complète, sur son état de fonctionnement. L'utilisation de ces techniques donne une première information à partir des signaux, mais nécessite d'être accompagnée par des investigations plus poussées dans le cadre du diagnostic.

Le choix de ou des indicateurs les mieux appropriés est fonction de :

- L'organe à surveiller (roulement, engrenage, palier, ...).
- La nature des vibrations (sinusoïdale, impulsionnel, ...).
- La plage de fréquences où le défaut est le plus facilement identifiable.

L'analyse ou l'interprétation d'un signal de vibration se fait à travers de plusieurs d'indicateurs plus ou moins performants et adéquats pour le dépistage de certains défauts plus que d'autres. Les indicateurs les plus utilisés sont décrits comme suit :

III.1 La valeur efficace

Le (RMS) Root Mean Square en anglais, nommée aussi valeur efficace ou moyenne quadratique d'un signal, correspond à la racine carrée du moment d'ordre deux et est calculé comme montré par l'équation [06] :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (1.8)$$

Avec

\bar{x} : moyenne des x_i

Le RMS est un des premiers indicateurs utilisés en industrie, grâce à sa simplicité et à sa rapidité d'exécution. Une variation excessive du niveau RMS signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc une défaillance. L'un des inconvénients majeurs de l'utilisation du RMS c'est qu'il donne généralement une alarme assez tardive, ce qui représente un inconvénient majeur dans la maintenance prédictive, notamment pour le cas des défauts de roulements, où la variation du signal due à l'apparition du défaut est masquée par d'autres composantes d'amplitudes plus élevées, mais il est encore utilisable et très efficace mais pas tout seul. Donc il convient de lui associer un autre indicateur par exemple le skewness pour en savoir plus de l'état d'un roulement avec une certaine certitude.

III.2 La valeur crête V_c

Représente la valeur maximale du signal. Pour un signal $s(t)$, la valeur crête est donnée par : [06]

$$\text{Valeur de crête} = \sup |s(t)| \quad (1.9)$$

Est un indicateur qui caractérise l'amplitude maximale des chocs. Il se manifeste dès l'apparition de la première écaillure et donne une information très précoce de la prédiction. Malheureusement, c'est un mauvais indicateur une fois que la dégradation s'accroît.

III.3 Facteur de crête

Le facteur crête F_c est un indicateur plus spécifique, qui permet d'observer de plus près le signal vibratoire. Le suivi du facteur de crête F_c permet un dépistage plus précoce des défauts en calculant le rapport entre la valeur maximale du module du signal (valeur crête) sur la valeur efficace, comme montré par l'équation [06] :

$$F_c = \frac{\text{Valeur crête}}{RMS} \quad (1.10)$$

Le facteur de crête suit une distribution normale, sa valeur varie en générale entre 3 et 6, pour un fonctionnement sans défaut et peut aller au-delà de 6 dès l'apparition d'un défaut. D'autres indicateurs ont été développés sur la base du facteur de crête, tels que le facteur K , en multipliant la valeur crête par la valeur efficace, mesurant l'écart entre les amplitudes des pics supérieur et inférieur.

Le facteur crête à l'avantage de détecter les défauts avant la valeur efficace (tableau I.1).

Tableau I. 1 Récapitulatif des indicateurs [06]

Nature de vibration	$F_{crête} = \frac{V_{crête}}{RMS}$	Causes possibles
Périodique de type sinusoïdal ou complexe.	1.5 à 2.5	Balourd Désalignement.
Aléatoire de type impulsional.	3 à 4	Roulement en bon état.
Périodique de type impulsional.	>4	Roulement écaillé.

III.4 Kurtosis

Plus spécifique au dépistage de défaut de roulements et d'engrenages, le kurtosis est une grandeur statistique permettant d'analyser le caractère « pointu » ou « plat » d'une distribution, et donc d'observer la forme du signal. Dérivé du moment statistique d'ordre quatre, il est défini comme le rapport de la valeur moyenne du signal élevée à la puissance 4 sur le carré de son énergie. Il est donné par la formule suivante : [07]

$$Kurtosis = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (1.11)$$

Où :

M_4 et M_2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2.

$x(n)$ est le signal temporel.

\bar{x} est la valeur moyenne des amplitudes.

N est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Le Kurtosis approche de la valeur de 3 pour un fonctionnement sans défauts, et augmente de façon remarquable dès l'apparition d'impulsions dues à la naissance d'un défaut. Le Kurtosis tend à revenir à 3 dès que la dégradation entre en phase terminale [07]. Pour être plus efficace le Kurtosis et le facteur de crête sont calculés dans certaines bandes fréquentielles où l'effet engendré par les dégradations est plus visible.

III.5 Le Skewness

Le skewness est le moment d'ordre 3, il est donné par : [08]

$$Skewness = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{(N-1) \times RMS} \quad (1.12)$$

Le skewness caractérise le taux de dissymétrie de la distribution d'amplitudes du signal par rapport à la valeur moyenne. La fonction skewness disponible sur Matlab a été utilisée pour calculer le skewness d'un signal ($x = \text{skewness}(y)$) tel que y : le signal des défauts.

IV. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation des différents défauts mécaniques existant dans les machines tournantes, ainsi que les causes principales générant ces défauts et les symptômes produits.

L'analyse vibratoire est très importante dans le domaine de la surveillance et du diagnostic des organes mécaniques dans les machines tournantes. Elle extrait des informations concernant l'état de fonctionnement à l'aide des indicateurs de surveillance. Le chapitre suivant sera consacré à la logique floue (notions de base, théorie d'ensembles flous, et domaines d'application).

Chapitre II : La logique floue et ses applications

I. Introduction

L'objectif de ce chapitre est de décrire l'utilisation de la logique floue comme un système expert pour le diagnostic de défauts basé sur le traitement et l'analyse des signaux du courant de moteur pour atteindre une décision précise pour le diagnostic des défauts.

Ainsi nous définirons les concepts de base de la théorie des sous-ensembles flous et expliquerons comment fonctionne le raisonnement flou.

II. La logique floue

La logique floue est une technique utilisée en intelligence artificielle, formalisée par Lotfi Zadeh en 1965 et utilisée dans des domaines aussi variés. Elle est basée sur la théorie mathématique des ensembles flous, cette théorie est une extension de la théorie des ensembles classiques pour la prise en compte d'ensembles définies de façon imprécise.

La logique floue permet de raisonner non pas sur des variables numériques, mais sur des variables linguistiques, c'est-à-dire, sur des variables qualitatives (grand, petit, moyen, loin, près, fort, etc.)

Exemple

Considérons par exemple la vitesse d'un véhicule sur une route nationale. La vitesse normale est de 90 km/h. Une vitesse peut être considérée comme élevée au-dessus de 100 km/h, et comme plus du tout élevée en dessous de 80 km/h.

En logique classique (booléenne) envisagerait les choses de la manière suivante: La vitesse est considérée à 100 % comme élevée à partir de 100 km/h, et à 0 % en dessous (voir figure II.1). [09]

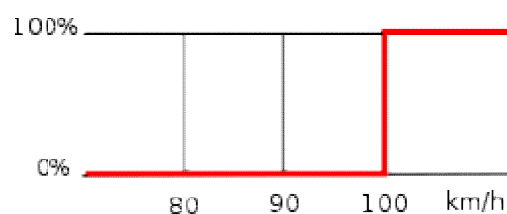


Figure II. 1 Ensemble classique (booléen)

Par contre en logique floue permet des degrés de vérification de la condition « La vitesse est-elle élevée ? » (Voir figure II.2).

- La vitesse est considérée comme pas du tout élevée en dessous de 80 km/h. On peut donc dire qu'en dessous de 80 km/h, la vitesse est élevée à 0 %.
- La vitesse est considérée comme élevée au-dessus de 100 km/h. La vitesse est donc élevée à 100 % au-dessus de 100 km/h.
- La vitesse est donc élevée à 50 % à 90 km/h, et à 25 % à 85 km/h.

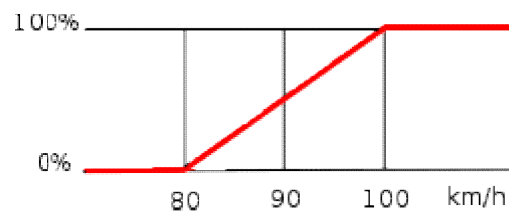


Figure II. 2 Ensemble flou (la vitesse est-elle élevée)

De la même manière, la fonction « La vitesse est-elle peu élevée ? » sera évaluée de la manière suivante (voir figure II.3):

- La vitesse est considérée comme peu élevée en dessous de 80 km/h. Elle est donc peu élevée à 100 %.
- La vitesse est considérée comme pas du tout peu élevée au-dessus de 100 km/h. Elle est donc peu élevée à 0 %.
- La vitesse est donc peu élevée à 50 % à 90 km/h, et à 25 % à 95 km/h.

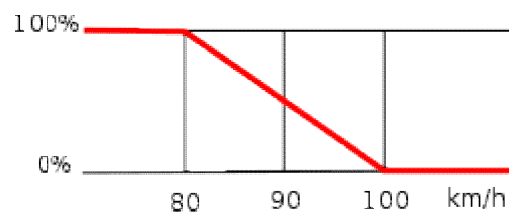


Figure II. 3 Ensemble flou (la vitesse est-elle peu élevée)

III. Historique

La naissance de ce concept a vu le jour en 1965 avec le professeur Zedah Lotfi de l'université de Berkley en Californie, il a écrit un article sur l'efficacité d'un contrôleur électromécanique doté d'un raisonnement humain et qu'il serait plus performant qu'un contrôleur classique, [26] et il a également présenté la théorie des sous-ensembles flous.

1970 : Premières applications : Systèmes experts, Aide à la décision en médecine, commerce.

1974 : Première application industrielle, régulation floue d'une chaudière à vapeur réalisée par le Docteur Mamdani (Université de Londres).

1985 : Les premiers, les japonais introduisent des produits grand public (Fuzzy Logic Inside),

De nombreux produits grand public sont alors lancés sur le marché japonais avec la mention vendeuse : « fuzzy logic inside ».

Aujourd'hui, une vaste gamme de nouveaux produits ont une étiquette « produit flou » (Fuzzy).

IV. La différence entre la logique floue et la logique classique

La logique classique est un pan des mathématiques relativement bien connu du public. C'est sur son principe que fonctionne les ordinateurs, calculateurs et la plupart des machines numériques. En logique classique, les décisions sont binaires : soient vraies, soient fausses. C'est sur ce point que la logique floue va se distinguer de la logique classique. En logique floue, une décision peut être à la fois vraie et fausse en même temps, avec un certain degré d'appartenance à chacune de ces deux croyances.

Par exemple, considérons ces deux règles d'inférences :

- Si l'objet est à moins de 20 mètres, alors il est proche
- Si l'objet est à plus de 20 mètres, alors il est loin

En logique classique, un objet ne pourra être que proche ou que loin. Si la distance à l'objet est de 19 mètres, alors celui-ci sera proche. En logique floue par contre, l'objet sera à la fois proche et loin en même temps. Ici, l'objet qui se situe à 19 mètres, sera par exemple proche à 60% et loin à 40%.

On se rend compte qu'en logique floue, un fait n'a plus une appartenance stricte à unecroyance, mais une appartenance "floue"(voir Figure II. 4).

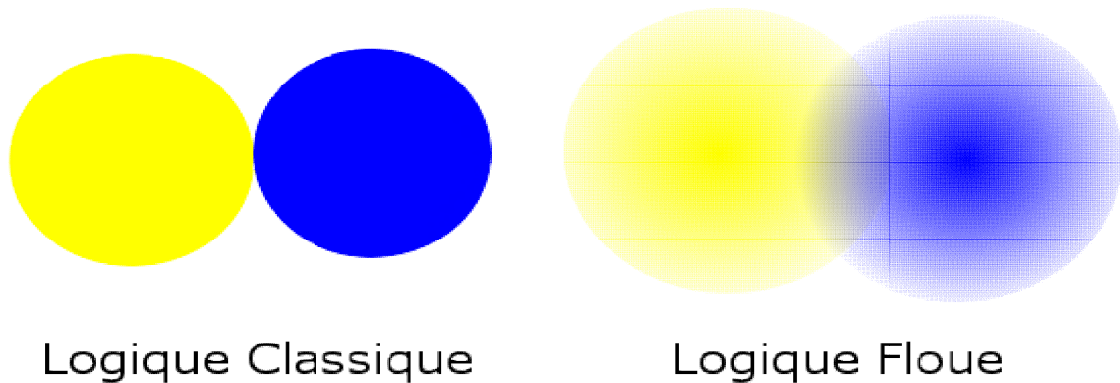


Figure II. 4 Logique classique et logique floue[13]

IV.1 Les domaines d'applications de la logique floue

Les domaines d'applications de la logique floue sont très nombreux. On la retrouve :

- En automatique, pour faire de la commande et de la régulation floue.
- En traitement du signal, pour faire de la fusion des données, de la classification, de la reconnaissance de forme ou de la recherche d'information.
- En robotique, pour faire de la planification de trajectoire.
- En traitement d'image, pour atténuer le bruit d'une image, pour faire de l'interpolation.

On retrouve donc naturellement la logique floue dans de nombreux secteurs d'activités :

- Médecine(aide au diagnostic, guidage des systèmes chirurgicaux(laser chirurgical de l'œil par exemple)).
- Contrôle aérien.
- Gestions des feux de circulations.
- Assurances et finances (préventions des risques, aide à la décision).
- Environnement (météo).
- En mécanique (diagnostic des machines, contrôle commande des machines).

IV.2 Les avantages de la logique floue

Elle est très utile lorsqu'on se trouve face à des systèmes qui ne sont pas, ou difficilement modélisables.

Cette méthode est très avantageuse si on possède un bon niveau d'expertise humaine. Il faut fournir au système flou toute une base de règles exprimées en langage naturel pour

permettre de raisonner et de tirer des conclusions. Plus l'experte humaine d'un système est importante et plus on est capable d'ajouter des règles d'inférences au système. La logique floue permet donc de contrôler des systèmes complexes non forcément modélisables de façon "intuitive".

IV.3 Les inconvénients de la logique floue

- Les réglages sont souvent paressais/erreurs.
- Les performances du système sont donc mesurées à l'expérience et ne peuvent pas être calculées.
- Cette méthode ne peut pas garantir que le système soit stable, précis ou optimal.

V. Théorie des ensembles flous

V.1 Notion d'appartenance

La notion d'ensemble flou a pour but de permettre des gradations dans l'appartenance d'un élément à un ensemble, c'est-à-dire d'autoriser un élément à appartenir plus ou moins fortement à cet ensemble (voir Figure II. 5). [09]

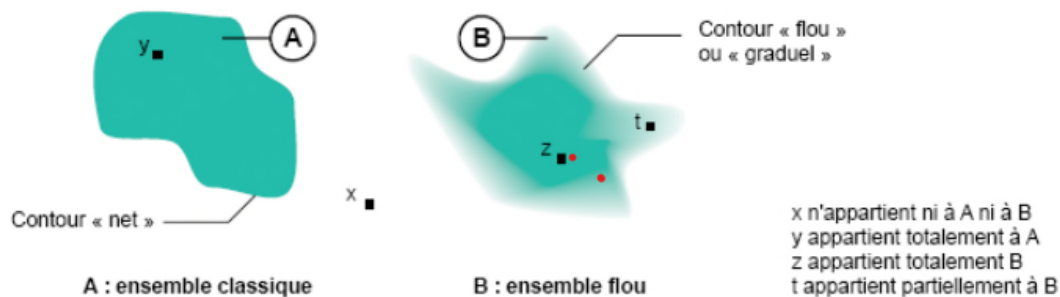


Figure II. 5 Notion d'appartenance [28]

Exemple

Un individu d'une taille donnée n'appartient pas du tout à l'ensemble des « grands » s'il mesure 1,50 m, il y appartient tout à fait s'il mesure 1,80 m, et plus sa taille se rapproche de 1,80 m, plus son appartenance à l'ensemble des « grands » est forte. Cette notion permet l'utilisation de catégories aux limites mal définies (comme « vieux » ou « adulte »), de situations intermédiaires, le passage progressif d'une propriété à une autre, l'utilisation de valeurs approximatives. Elle évite l'utilisation arbitraire de limites rigides à des ensembles. Chaque élément appartient partiellement aux ensembles flous qui ont été définis. Les contours de chaque ensemble flou ne sont pas « nets », mais « flous ».

V.2 Les fonctions d'appartenance

Il n'y a pas de règle précise pour la définition de fonction d'appartenance. Alors chaque ensemble flou peut être représenté par sa fonction d'appartenance. En général, la forme de fonction d'appartenance dépend de l'application. Les fonctions d'appartenance peuvent avoir différentes formes : [10],[11]

- a) Triangulaire.
- b) Trapézoïdale.
- c) En forme de cloche (Gaussiennes).

Comme le montre la figure suivante (Figure II. 6) :

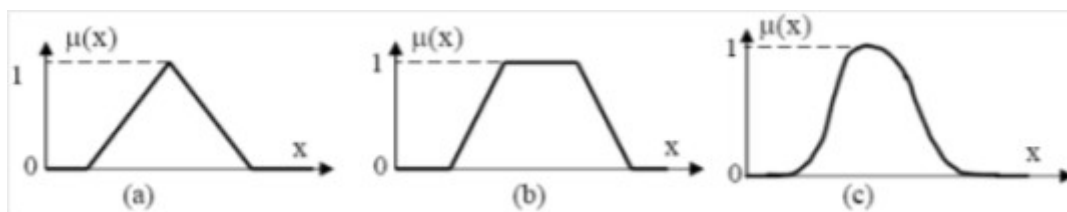


Figure II. 6 Exemples de fonctions d'appartenance triangulaire (a), trapézoïdale (b) et gaussienne (c) [28]

Les fonctions d'appartenance présentées ci-dessus peuvent être exprimées par les expressions suivantes : [28]

- **Triangulaire** (voir Figure II. 7)

Si $x \in [a, b]$

$$u_A(x) = \frac{x-a}{b-a} \quad (2.1)$$

Si $x \in [b, c]$

$$u_A(x) = \frac{x-c}{b-c} \quad (2.2)$$

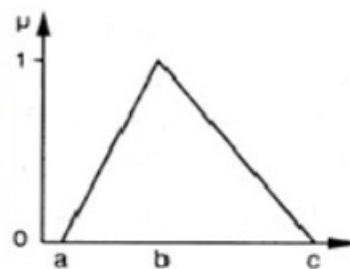


Figure II. 7 Fonction d'appartenance de type triangulaire [28]

-**Trapézoïdales**(voir Figure II. 8)

Si $x \in [a, b]$

$$u_A(x) = \frac{x-a}{b-a} \quad (2.3)$$

Si $x \in [b, c]$

$$u_A(x) = 1$$

Si $x \in [c, d]$

$$u_A(x) = \frac{x-d}{c-d} \quad (2.4)$$

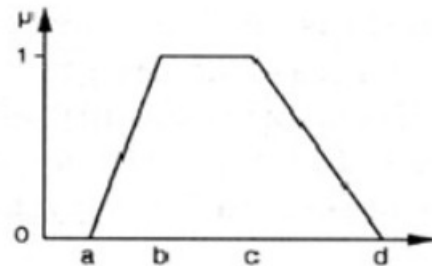


Figure II. 8 Fonction d'appartenance de type trapézoïdale[28]

-**Gaussiennes** (voir Figure II. 9)

$$u_A(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-a}{\theta}\right)^2\right) \quad (2.5)$$

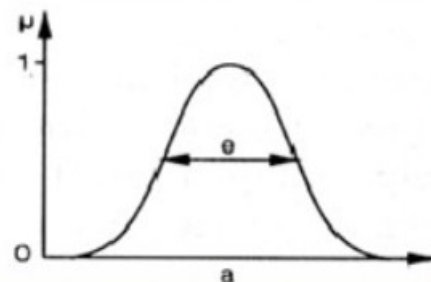


Figure II. 9 Fonction d'appartenance de type gaussiennes[28]

VI. Les opérateurs en logique floue

On parle ici d'une généralisation des opérateurs (intersection, union, complément) de la théorie des ensembles classique.

Soient A et B deux ensembles flous décrits par leurs fonctions d'appartenance $u_A(x)$ et $u_B(x)$.

❖ L'opérateur **NON** (complément)

La définition de la fonction d'appartenance du complément flou est : [28]

$$\text{non } (u_A(x)) = u_A(x) = 1 - u_A(x) \quad (2.6)$$

Et on le définit mathématiquement par :

$$\bar{A} = \{x/x \notin A\}$$

❖ L'opérateur **ET**(intersection)

Mathématiquement défini par: [28]

$$A \cap B = \{x/x \in A \wedge x \in B\}$$

Ça fonction est :

$$(u_A(x) \cap B(x) = u_A(x) \cap u_B(x) = u_A(x)) \quad (2.7)$$

❖ L'opérateur **OU**(union)

Défini mathématiquement par: [28]

$$A \cup B = \{x/x \in A \vee x \in B\}$$

Ça fonction est :

$$(u_A(x) \vee B(x) = (u_A(x) \cup u_B(x))) \quad (2.8)$$

VII. Structure et fonctionnement d'un système d'inférence flou

La structure générale d'un système à inférence flou est montrée par la figure dessous (voir figure II.10) :

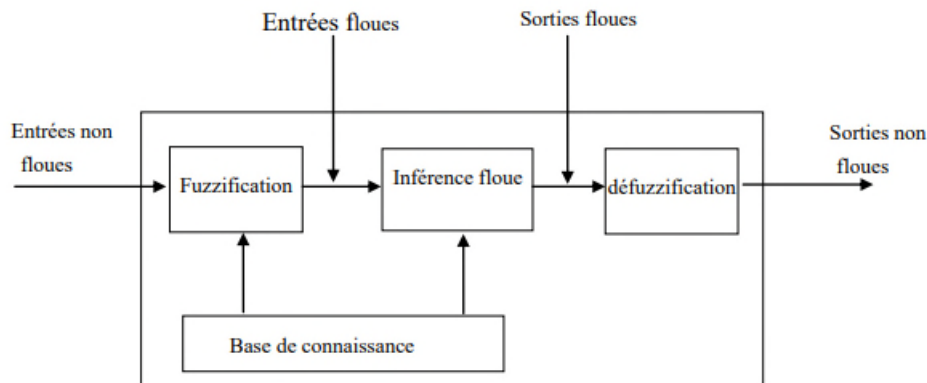


Figure II. 10 Structure d'un système à inférence flou.[28]

Le mécanisme d'inférence floue de type Mamdani comprend trois étapes distinctes dont les définitions sont données ci-dessous.

VII.1 La Fuzzification

L'interface de fuzzification est un bloc qui consiste à mesurer les valeurs numériques des variables d'entrées, ensuite transformer ces valeurs numériques en valeurs linguistiques en utilisant des fonctions d'appartenance qui ont pour but de subdiviser l'espace d'entrée de l'univers de discours en sous-ensembles flous.

Une fonction d'appartenance est une fonction qui permet de définir le degré d'appartenance d'une donnée numérique à une variable linguistique.

VII.2 Le Moteur d'inférence

C'est un mécanisme de décision. Maintenant que l'on possède des variables linguistiques, on va pouvoir les passer dans le moteur d'inférence. On appelle règles d'inférence (ou base de règles) l'ensemble des différentes règles reliant les variables floues d'entrée d'un système aux variables floues de sortie de ce système à l'aide de différents opérateurs. Ces règles se présentent sous la forme : **Si condition 1 et/ou condition 2(et/ou...) alors action sur les sorties.**

Dans le cas de diagnostic, ces règles doivent regrouper les défaillances.

Il existe plusieurs méthodes pour réaliser ces opérateurs dans une inférence et qui s'appliquent aux fonctions d'appartenance à savoir :

- Méthode d'inférence max-min (Mamdani)
- Méthode d'inférence max-prod (Larsen)
- Méthode d'inférence somme-prod (Sugeno)

VII.3 La défuzzification

Le résultat de l'inférence en utilisant une des méthodes d'implication floue est une valeur floue. Cette information ne peut être utilisée directement, donc l'ensemble flou de sortie du régulateur doit être défuzzifié.

Le but de la défuzzification est de fusionner les commandes générées sous la forme de variables linguistiques et de transformer les paramètres résultants en donnée numérique.

Il existe plusieurs méthodes de défuzzification dont les plus utilisées sont :

- La méthode de la moyenne des maximas
- Méthode du centre de gravité
- Méthode des hauteurs pondérées
- Méthode du maximum

➤ Méthode du centre de gravité

La méthode de centre de gravité est la méthode la plus utilisée qui consiste à déterminer le centre de gravité de la fonction d'appartenance, elle s'exprime comme suite :

$$\text{Valeur} = \frac{\int_S \mu(x) \cdot x \, dx}{\int \mu(x) \cdot dx} \quad (2.9)$$

Avec S, le domaine de la fonction d'appartenance.

$$S = \{x, \mu(x) = \sup(\mu(x))\} \quad (2.10)$$

La méthode de centre de gravité est la méthode qui donne, généralement, les meilleurs résultats. Les résultats sont stables par rapports aux variations du sous-ensemble flou solution, et donc des entrées du système. En revanche, elle demande d'importants calculs, ce qui fait qu'elle ne peut pas toujours être privilégiée, notamment sur des systèmes temps réel.[27]

➤ La méthode de la moyenne des maximas

Elle donne comme valeur la moyenne des valeurs dont le degré d'appartenance est maximal.

Cette méthode demande beaucoup moins de ressources pour des calculs que la précédente.

L'inconvénient de cette méthode est qu'elle est extrêmement sensible aux variations du sous-ensemble flou solution.[27]

La méthode de la moyenne des maximas s'exprime de cette façon :

$$valeur = \frac{\int_S x \cdot dz}{\int_S dz} (2.11)$$

VIII. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une synthèse sur la théorie des ensembles flous, les différents concepts de la logique floue, et les étapes de mise en œuvre d'un mécanisme d'inférence floue que nous utiliserons dans notre application pour la classification des défauts d'engrenage.

Chapitre III : démarche expérimentale

I. Introduction

La recherche bibliographique traitée en deuxième chapitre, nous a fourni une idée générale sur la logique floue et ses applications en matière de maintenance des machines tournantes.

Dans ces dernières années nous avons remarqué que de nombreux travaux utilisent des systèmes d'inférence floue (SIF) dans le cadre de la classification et le diagnostic des défauts dans les machines tournantes. Pour notre travail, on va utiliser cet outil (système SIF) pour la classification et le diagnostic des défauts mécaniques dans les machines tournantes pour le cas d'engrenage

Dans ce chapitre, nous aborderons les étapes de la mise en œuvre d'un système d'inférence flou (SIF) pour le diagnostic, ainsi que l'implémentation d'un tel système d'inférence flou (SIF) sous l'environnement Matlab.

Ensuite, nous présentons le banc d'essais d'engrenages et les signaux vibratoires prélevés sur ce dernier pour la réalisation de l'étude expérimentale.

Les signaux de vibrations que nous proposons d'étudier ont été fournis par le centre «CETIM» ; Centre technique des industries mécaniques -France- à plusieurs centres de traitement du signal et des images vibratoires. Au cours de la campagne d'essais, l'engrenage passe de l'état de bon fonctionnement à celui d'engrenage détérioré.

Les indicateurs statistiques seront calculés pour avoir l'état des engrenages.

II. Déroulement de la classification des défauts par un système d'inférence flou (SIF)

La méthodologie choisie pour la classification des différents états de défauts d'une machine par un système d'inférence flou (SIF) pour le diagnostic est décrit par les étapes suivantes :

II.1 Acquisition des signaux

Dans cette étape, on procède à un enregistrement des signaux vibratoires correspondant aux différents états de fonctionnement de la machine étudiée. Cette opération se fait à l'aide d'une chaîne de mesure (capteurs, multiplexeur ; amplificateur, convertisseur, carte d'acquisition, ...etc.) placée entre le dispositif en cours d'étude et l'unité de calcul (enregistrement et traitement).

II.2 Prétraitement des données

Cette étape est utile pour éliminer toute sorte d'informations inutiles existantes dans la base de données (signaux). Ainsi, cette étape consiste à faire une préparation pour l'étape suivante

(étape de traitement), c'est-à-dire passer les signaux vibratoires par un prétraitement qui contient les opérations de type (filtrage, décimation,...etc.).

II.3 Traitement des données

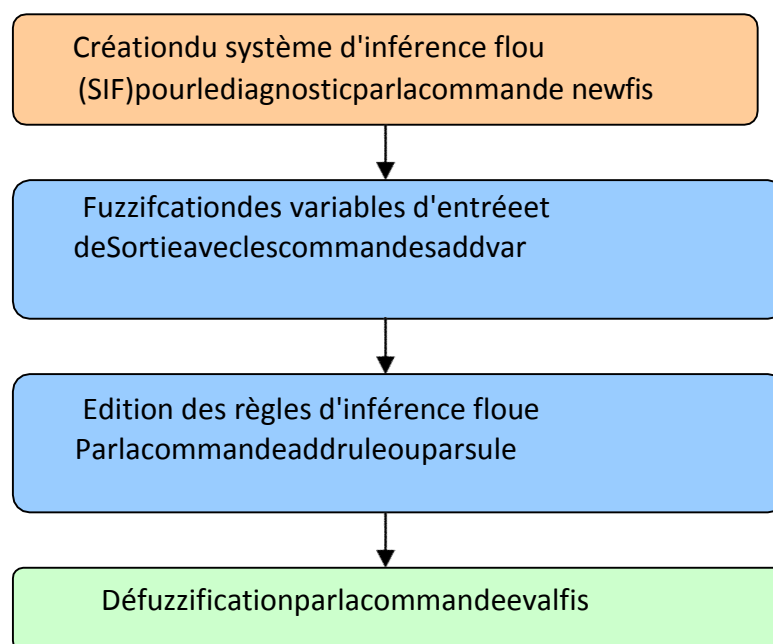
Cette étape consiste à faire une analyse temporelle du signal, c'est-à-dire l'extraction des paramètres statistiques. Aussi on procède à une sélection des paramètres pertinents selon les types de défauts qu'on veut étudier (pour notre cas, étude des défauts d'engrenage).

II.4 Construction du vecteur forme

La sélection des paramètres pertinents dans l'étape précédente permet de former le vecteur de forme, ce dernier permet de représenter la base de données sous forme d'une matrice ($N \times M$) avec N : le nombre des observations de la base (signaux) et M : le nombre des paramètres sélectionnés.

III. Implémentation d'un système d'inférence flou (SIF) sous Matlab

L'implémentation d'un système d'inférence flou (SIF) se fait sur plusieurs étapes, ces étapes sont représentées dans la figure III. 1 :



III.1 Création du système d'inférence flou (SIF)

Tout d'abord, nous devons faire le choix du type de système qu'on veut implémenter, Soit le type Mamdani ou Sugeno.

La méthode de Mamdani est la première à avoir été proposée historiquement, elle date de 1975. Elle est beaucoup plus propagée dans la théorie du contrôle de procédés. D'autre part, la méthode de Sugeno a vu le jour en (1985) et diffère au niveau de la définition de la variable de sortie et par conséquent, des méthodes de défuzzification. Rien ne change au niveau de la fuzzification des variables d'entrée. La variable de sortie prend soit une valeur constante indépendante des valeurs d'entrées, soit une combinaison linéaire de celles-ci. Les deux méthodes présentent des caractéristiques et des avantages ;(voir le tableau III.1) :

Figure III. 1 Étapes d'implémentation d'un système d'inférence flou (SIF) sous Matlab.[12]

Tableau III. 1Caractéristiques et avantages des deux méthodes[13]

Méthode Mamdani	Méthode Sugeno
Intuitivité.	Plus efficace et plus pratique pour les calculs.
La plus utilisée dans plusieurs domaines (plus populaire).	La plus adaptée pour les techniques linéaires, l'optimisation et les techniques d'adaptation.
C'est une simulation du raisonnement humain.	

Remarque: pour notre travail, on va utiliser un système (SIF) de type Mamdani pour la création d'un système d'inférence flou (SIF) de diagnostic avec des commandes Matlab, on le crée par la commande `newfis` qui accepte jusqu'à 7 arguments.

La syntaxe de la commande `newfis` avec les 7 arguments est : [12],[14]

`Sys_flou=newfis ('nom_syst','type','ET_method','OU_method','imp_method','defuzz_method')`

nom_syst	:nomdusystème flou,
type	:typeMamdaniouSugeno,
ET_methode	:méthodeutiliséepourl'opérateurET(min,prod, custom)pour MamdanietSugeno,
OU_method	:méthodeutiliséepourl'opérateurOU(max,probor, custom)pour MamdanietSugeno,
imp_method	:méthoded'implicationpourMamdani(min,prodoùcustom),pour Sugenoonn'a pasd'implication.
agg_method	:méthoded'agrégationdesrègles (max,sum,probor,custom),pour Mamdani,pourSugenoonn'a pasd'agrégation.

defuzz_method: méthode de Défuzzification (centroid, bisector, mom, lom, som,Custom),pourSugeno onalesméthodes(wtaver,wsum).

III.2 Fuzzification des variables d'entrées et de sorties

Les variables d'entrée et de sortie sont défini par la commande **Addvar :**

Sys_flou=addvar('nom_syst','type','nom','intervalle');

nom_syst	:nomdusystème flou,
type	:variabled'entrée 'input'oudesortie'output',
nom	: nom de la variable auquel feront référence les règles flous,
intervalle	:intervallededéfinition queprendlavariante.

Après la définition des différentes variables d'entrée et de sortie parla commande**addvar**, on utilise la commande **addmf**pour associes les différentesfonctionsd'appartenanceauxdifférentesvariables.

Sys_flou=addmf('nom_syst','type','num','nom','interv',params);

nom_syst	:nomdusystème flou,
type	:variabled'entrée 'input'oudesortie'output',
nom	: nom de la fonction d'appartenance (triangulaire, trapézoïdale, gaussienne,...).
num	:numéro delavariante(lavariante ^o 1 est la1 ^{ère} créée),
interv	:intervalle devaleursqueprendla variable,

params :paramètresdelafunctiond'appartenance(ex:moyenne etécart_type
d'unefunctiond'appartenancedetypeGaussienne,etc.).

III.3 Édition de règles floues

Pour un système d'inférence flou possédant m variables d'entrée et n variables de sortie. Toutes les règles floues sont définies par une matrice de règles qui possède autant de lignes que d'ensembles flous de chacune des entrées et $(m+n+2)$ colonnes.

La forme générale d'une règle de m variables entrées et une sortie est sous forme :

SI[V_{e1} est A_1 ET V_{e2} est A_2 ET ET V_{em} est A_m]**ALORS** [V_{s1} est B_1]

Avec : $V_{e1}, V_{e2}, \dots, V_{em}$: les m variables d'entrée du système flou
(SIF)

V_{s1} : variable de sortie du système (une seule variable).

A_1 : ensemble flou parmi les ensembles flous associés à V_{e1} .

A_m : ensemble flou parmi les ensembles flous associés

à V_{em} . B_1 : ensemble flou parmi les ensembles flous associés à V_{s1} .

Remarque 1

Dans la matrice, la première règle floue est la première ligne de cette matrice.

C'est l'utilisateur qui définit le nombre des ensembles flous associés aux variables d'entrée ou de sortie.

Remarques 2

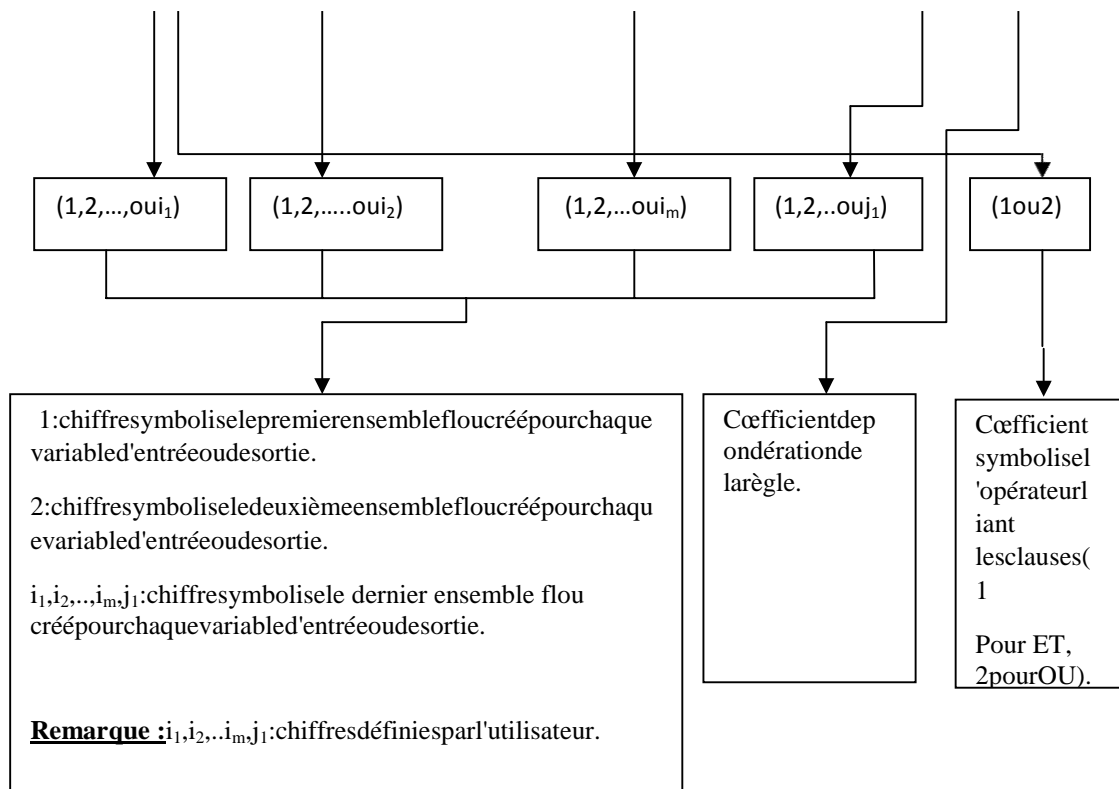
Pour l'édition des règles sous Matlab, on a deux méthodes pour l'édition des règles :

- Édition sous la forme symbolique (symbolic)
- Édition sous la forme textuelle (verbeuse).

Dans la forme symbolique les éléments de la matrice sont des chiffres, et chaque chiffre symbolise un des éléments constituant les règles (ensembles flous associés aux différentes variables d'entrée et de sortie, les opérateurs liant les différentes clauses, un coefficient de pondération de la règle).

Toujours dans cette forme, la matrice des chiffres est déduite à partir de la base de règles, la manière de déduction des lignes de la matrice à partir de la base des règles est la même pour l'ensemble des règles. Pour illustrer cette manière, on fait une déduction à partir de la forme générale des règles déjà donnée (voir ci-dessous). [28]

$$\text{SI}[V_{e1} \text{ est } A_1 \text{ ET } V_{e2} \text{ est } A_2 \text{ ET } \dots \text{ ET } V_{em} \text{ est } A_m] \text{ ALORS } [V_{s1} \text{ est } B_1] \quad (1)$$



Donc, on constate que la ligne symbolique de la matrice déduite à partir de la règle générale est de la forme suivante :

$$[(1,2,\dots,oui_1)(1,2,\dots,oui_2)\dots\dots\dots(1,2,\dots,oui_m)(1,2,\dots,oui_j)(1 \text{ coefficient})(1ou2)]$$

De la même manière, on obtient toutes les lignes de la matrice à partir de la base de règles.

Après la définition de la matrice sous forme symbolique (chiffres), on procède à l'édition des règles grâce à la commande **addrule**.

La commande utilisée pour l'édition des règles est :

```
Sys_flou=addrule('nom_syst',regles,);
```

Avec:

'nom_syst': Nom du système d'inférence floue.

Regles : ensemble des règles.

Pour la forme textuelle, l'édition des règles se fait sous forme d'une chaîne de caractères, la commande **parsule** permet ensuite de l'ajouter sous le format adéquat à la matrice des règles.

La commande **parsule** reconnaît les mots-clés suivants de la langue française :

SI,ALORS,Est,Et,Ou etNON.

Dans la forme textuelle, on entre les règles sous forme d'un vecteur de chaînes de caractères, mais il faut faire attention à rajouter des blancs à certaines d'entre elles pour aient la même taille.

Pour cette forme, et pour d'édition des règles on utilise la commande suivante :

Sys_flou=**parsule**('nom_syst','regles','verbos','français') ;

Avec :

Regles :ensemble des règles.

Verbos :forme d'édition des règles (forme textuelle).

Français: la langue d'édition des règles (le français).

La commande **showrule** affiche les règles de façon normalisée :**Showrule**(sys_flou)

On sauvegarde sous le même nom que le système flou préalablement défini à l'aide de la commande **writefis** :

Writefis(sys_flou,'nom_syst')

Pour avoir des informations sur le système qu'on a défini, on utilise la commande **getfis**, elle nous permet d'avoir des informations comme : nombre d'entrées, d'ensembles flous de chacune d'elles,...etc.

getfis(sys_flou,'name')

getfisg (sys_flou,'input',1)

getfis(sys_flou,'output',1)

getfis(sys_flou)

getfis(sys_flou,'input',1,'mf',1)

III.4 Défuzzification

Dans la fuzzification, on calcule les degrés d'appartenance aux ensembles flous associés pour chaque des variables d'entrées réelles.

Par contre on fait l'inverse dans l'étape de défuzzification pour obtenir une valeur réelle de la sortie à partir des surfaces obtenues dans l'étape d'inférence.

La méthode la plus utilisée de défuzzification est la méthode du centre de gravité.

La boîte à outil <<fuzzy logic toolbox>> dispose de plusieurs types de défuzzification :

- 'centroid': centre de gravité de la surface,
- 'bisector': bissecteur de la surface,
- 'mom' : moyenne des maximas,
- 'som' : plus petit des maximas en valeur absolue,
- 'Lom' : plus grand des maximas en valeur absolue.

La commande **ruleview** affiche la fenêtre Rule viewer dans laquelle on peut observer la défuzzification par la méthode choisie :

```
ruleview(sys_flou)
```

Dans la partie en bas de la fenêtre Rule viewer et l'aide de la souris, on peut choisir des valeurs pour chacune des entrées et observer la fonction d'appartenance de la variable de sortie obtenue par la méthode choisie, par défaut la défuzzification est réalisée par la méthode du centre de gravité.

La commande **gensurf**(sys_flou) : elle permet le traçage de la surface de la variable de sortie en fonction des entrées dans une fenêtre graphique.

L'angle de vue de la surface obtenue par **gensurf** peut être modifié par la commande **view** en spécifiant l'azimut (AZ) et l'altitude (EL) adéquats.

```
AZ=45;EL=30;gensurf(sys_flou),view(AZ,EL),
```

IV. Description du banc d'essai d'engrenage étudié (CETIM)

Les signaux que nous proposons d'étudier ont été fournis par le CETIM « Centre technique des industries mécaniques -France- ». [15]

Les tests ont été effectués sur un banc d'essai de grandeur industrielle fonctionnant 24h/24h. Le dimensionnement des roues de l'engrenage cémenté trempé, ainsi que les conditions de fonctionnement (vitesse, couple) sont fixés de façon à obtenir un écaillage sur toute la largeur d'une dent (qui fixe la fin de l'essai, la rupture étant imminente) en environ 15 jours. Tous les jours après l'acquisition des signaux vibratoires, le banc est arrêté pour observer l'état des dents de roues. Un rapport d'expertise est ainsi rédigé.

Le système relativement simple nous permettra d'effectuer les différents calculs et d'extraire les différents indicateurs sur les signaux enregistrés. Le système est composé d'un moteur, d'un réducteur de bouclage de rapport 40/42 et du réducteur testé, de rapport 20/21. La figure III.2 montre le montage du système.

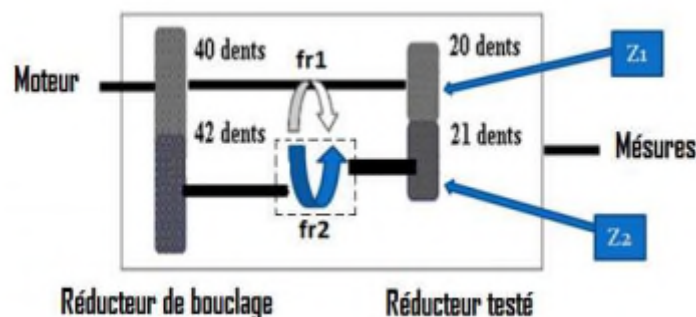


Figure III. 2 Banc de CETIM[15]

Le réducteur testé a pour vitesse de rotation 1000 tr/min, soit donc une fréquence de rotation 16,67 Hz. Or, les deux roues composant ce réducteur ont un nombre de dents quasiment identique. Leurs fréquences de rotation sont donc très proches l'une de l'autre. Nous avons en effet :

$$\omega = 1000 \text{tr/min} \Rightarrow fr1 = 1000/60 = 16,67 \text{HZ} (3.1)$$

$$fr2 = \frac{20}{21} \cdot fr1 = 15,88 \text{HZ} (3.2)$$

La fréquence d'engrènement des deux roues sera :

$$f_{\text{eng}} = fr2 \cdot 21 = fr1 \cdot 20 = 333,48 \text{HZ} (3.3)$$

Le nombre de points N par période (par tour) de la roue 1 est :

$$fr1 = 1000 \text{tr/min} = 1000/60 \text{HZ}$$

$$N = \frac{T_1}{\Delta t} = \frac{f_e}{f_{r1}} = \frac{20000}{16,67} = 1200 \text{pts} (3.4)$$

La période T1 de la première roue est :

$$T_1 = \frac{1}{f_{r1}} = \frac{6}{100} = 0,06 \text{s} (3.5)$$

Fréquence d'échantillonnage :

$$f_e = 20 \text{KHZ} = 20000 \text{HZ} (3.6)$$

La période d'échantillonnage :

$$\Delta t = 1 / f_e = 5 \cdot 10^{-5} \text{s} (3.7)$$

La fréquence d'engrènement du réducteur testé est 333,48HZ. Un enregistrement a été fait tous les jours de la seconde journée à la treizième. Nous disposons donc d'un ensemble de douze signaux de 60160 points, échantillonnés à 20KHZ, représentant chacun 3 secondes soit à peu près 50 périodes de rotation.

Au cours de cette campagne de test, l'engrènement passe de l'état de bon fonctionnement à celui d'engrènement détérioré sur une durée de 13 jours ; le défaut qui apparaît étant un écaillage.

IV.1 Présentation des signaux

L'analyse des signaux temporels nous permet de visualiser l'apparition d'un défaut très marqué le douzième jour comme le montre la figure (III.3).

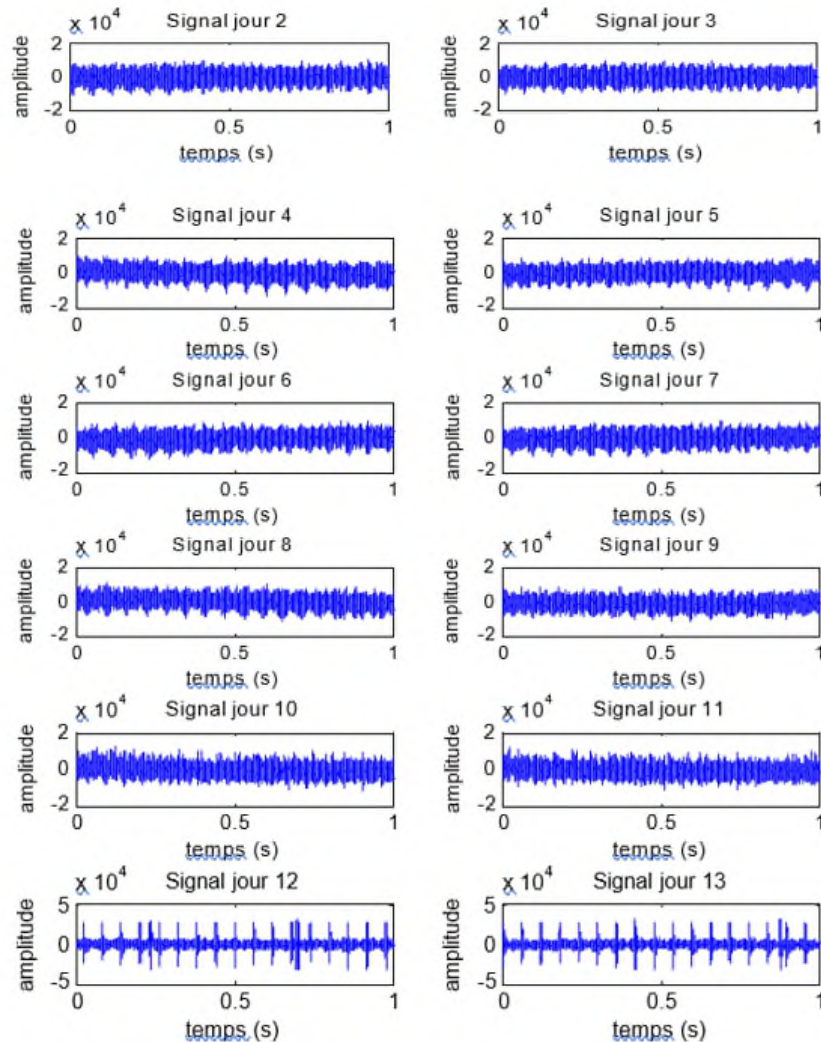


Figure III. 3 Représentation des signaux temporels (CETIM).

IV.2 Rapport d'expertise

Le rapport d'expertise est détaillé dans le tableau(III.2).

Tableau III. 2 Le rapport d'expertise.[25]

Jour	Observation
2	Premier jour d'acquisition, pas d'anomalie
3	Pas d'anomalie
4	// //

5	// //
6	// //
7	Écaillage sur le profil de la dent ½
8	Pas d'évolution
9	Dent 1/2 pas d'évolution
10	Évolution de l'écaillage dent 15/16
11	// //
12	// //
13	Écaillage sur toute la largeur de la dent 15/16

V. Conclusion

Nous avons consacré ce chapitre à la présentation de la démarche expérimentale suivie lors du diagnostic des défauts d'engrenage sur le banc d'essais étudié. Où nous avons présenté et en détail les étapes de l'implémentation d'un système SIF sous l'environnement MATLAB. Nous avons également présenté le banc d'essais des engrenages et les signaux qui ont été extraits, ces derniers serviront à la validité du système de diagnostic élaboré dans notre travail.

Chapitre IV : Résultats et discussion

I. Introduction

Le choix des paramètres du système d'inférence floue(SIF) est une tâche très importante dans notre démarche, c'est à l'expert de faire le bon choix de ces paramètres, ainsi que la technique adéquate pour leur traitement.

Cette partie est consacrée aux résultats et discussion. Nous avons opté dans ce chapitre pour le choix des différents paramètres du système d'inférence flou (SIF) choisie, et influences de ses paramètres sur les performances du système.

On a appliqué le SIF dans le diagnostic des engrenages, la validation pratique de cette méthodologie est effectuée par les signaux vibratoires du banc d'essais de CETIM.

II. Diagnostic des défauts d'engrenage

Les signaux que nous proposons d'étudier sont les signaux prélevés du banc d'essais de CETIM et qui est déjà présenté dans la section (chapitre III.IV).

Le système utilisé pour le diagnostic des défauts d'engrenages est un système d'inférence flou (SIF) de type Mamdani, que nous lui avons choisi les arguments suivants pour l'implémentation sous Matlab :

- Nom système : diag_eng,
- Type : Mamdani,
- ET_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur ET (min),
- OU_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur OU (max),
- Imp_méthode : méthode d'implication (min),
- Agg_méthode : méthode d'agrégation des règles (max),
- Deffuz_méthode : méthode de défuzzification (centroid),

Un prétraitement des signaux est nécessaire avant de commencer la classification des défauts. Nous décrivons ci-dessous les différentes étapes de prétraitement des données (signaux vibratoires) et la construction du système SIF de diagnostic à base de la logique floue.

II.1 Constitution de la base de données

Pour l'identification et la classification des défauts mécanique par les systèmes à base de l'inférence floue (SIF), la taille de la base de données doit être généralement autour de 150 observations [16], [17], [18], pour notre cas nous avons seulement 12 signaux, correspondant

aux 12 jours d'enregistrement, ce qui signifie une grande insuffisance de la taille de la base de données. Pour avoir suffisamment de données, nous avons divisé chaque signal en tranches de façon à avoir une base de données avec une taille suffisante.

II.1.1 Préparations des observations

II.1.1.1 Division des signaux

Pour avoir suffisamment de données, nous avons divisé chaque signal en K_t tranches de N_M points à condition que le nombre d'échantillons pour chaque tranche soit suffisamment grand, afin de couvrir un nombre suffisant du plus grand cycle correspondant à la plus grande période (la plus petite vitesse de rotation) donc à $T_2=0.063s$.

Nous disposons des signaux de $N_S= 60160$ points, le moteur tourne à une vitesse de $1000tr/min$, le rapport de réduction était de $20/21$.

$N_{tr}=1000tr / min$, donc $f_{r_1} = 16.67HZ$.

$$f_{r_2} = \frac{20}{21} f_{r_1} = 15,88Hz$$

Les périodes T_1 et T_2 , respectivement de la roue 1 et 2 sont :

$$T_1 = 1/ f_{r_1} = 6 /100 = 0.06s.$$

$$T_2 = 1/ f_{r_2} = 6.3 /100 = 0.063s.$$

La fréquence d'échantillonnage est de : $f_e=20KHz =20000Hz$

La période d'échantillonnage sera : $\Delta t = 1 / f_e = 5.10^{-5}$

Le nombre de points N_{p1} et N_{p2} par période respectivement de la roue 1 et 2 est :

$$N_{p1} = \frac{T_1}{\Delta t} = \frac{f_e}{f_{r_1}} = \frac{20000}{16.67} = 1200pts$$

$$N_{p2} = \frac{T_2}{\Delta t} = \frac{f_e}{f_{r_2}} = \frac{20000}{15.88} = 1260pts$$

La plus grande période est $T_2 = 0.063s$. En prenant un coefficient de 5, la longueur nécessaire de la tranche donc est de : $T_t = 0.315s$, soit un nombre d'échantillons nécessaire par tranche de $N_t = 6300pts$. En prenant pour longueur de la tranche N_M une valeur de puissance de 2 (2^n) supérieure à N_t , qui représente 2^{13} . Alors $N_M = 8192$ échantillons, et le nombre de tranches dans le cas d'un recouvrement S_1 de 50% est de : [28]

$$K_t = \frac{N_S - S_1}{N_M - S_1} \approx 13 \text{ tranches}$$

La figure VI.1 présente la division d'un signal en tranches.

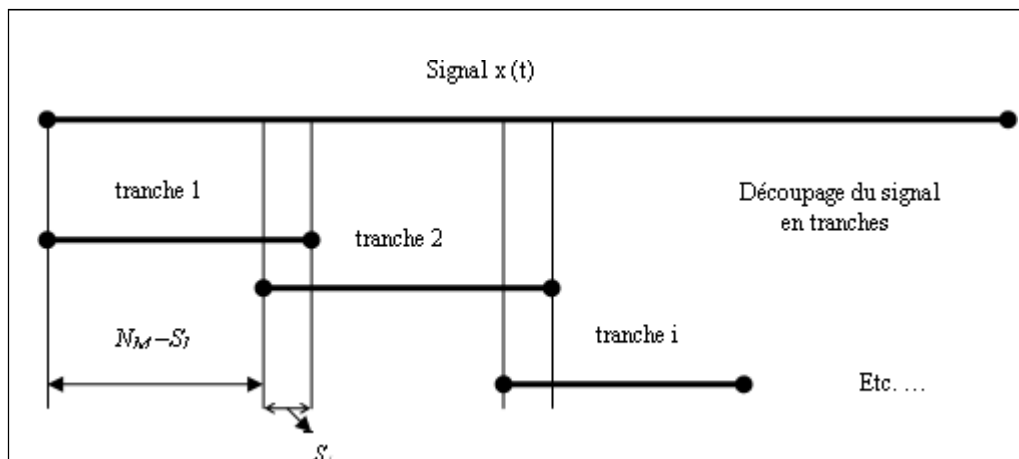


Figure IV. 1 Découpage d'un signal en tranches ou sections[28]

-Remarque

Pour la division des signaux en tranches, un programme est développé pour cela (voir annexe (VI.1)).

II.1.1.2 Prétraitement de données

Cette étape de prétraitement des signaux a pour but d'éliminer les informations parasites et non porteuses d'informations pertinentes pour la reconnaissance. Le concepteur s'appuie pour cette phase de prétraitement sur les connaissances qu'il possède sur : les capteurs, les types de données, les caractéristiques propres des structures, les caractéristiques de fixation de la machine, la chaîne cinématique de la machine, etc.

Plusieurs opérations peuvent être envisagées, nous avons considéré le filtrage et la décimation.

II.1.1.2.1 Filtrage

Nous avons choisi, après une analyse préliminaire, de calculer les indicateurs temporels (statistiques) dans des bandes de fréquence de largeur de 2000HZ ($\cong 6 \times f_{engrenement}$). Le signal de chaque tranche a donc été centré puis filtré par un filtre passe bas. Le filtre utilisé est à réponse impulsionnelle finie à phase minimale d'ordre 48 utilisant la méthode de la fenêtre de hamming. Le gain est égal à zéro à la fréquence de Nyquist.[19]

II.1.1.2.2 Décimation

Pour chaque jour, nous disposons de 13 tranches de signaux de $N_M=8192$ points, échantillonnées à 20000HZ. Par le filtrage ci-dessus, nous avons limité notre étude à une fréquence maximale de 2000HZ. Les tranches de signaux sont donc sur-échantillonnées. Nous proposons de décimer ces signaux par un facteur 4. Nous obtenons ainsi des signaux de 2048 points échantillonnés à une fréquence de $20000/4=5000$ HZ. Nous pouvons remarquer que la demi fréquence d'échantillonnage de Nyquist reste supérieure à la fréquence maximale du signal analysé. Le théorème de Shannon est donc bien vérifié. La fréquence

d'échantillonnage $f_e \geq 2f_{\max}$. Le vecteur décimé est 4 fois plus court. A la fin de cette phase de prétraitement, on peut visualiser la division des 12 signaux en 13 tranches filtrés et décimés. L'exécution d'un sous-programme, sous environnement Matlab (voir annexe VI.1) conçu pour cette opération (prétraitement), nous donne la division en tranches des 12 signaux. Les figures VI.2 et VI.3 présentent respectivement la division du signal du jour 2 (sans défaut), et du jour 13 (avec défaut).

On remarque sur ces deux figures (IV.2) et (IV.3) une différence claire entre les comportements vibratoires des tranches des deux signaux (jour 2 et jour 13). Cette distinction est due à la généralisation du défaut d'écaillage dans le jour 13 contrairement au jour 2 (sans

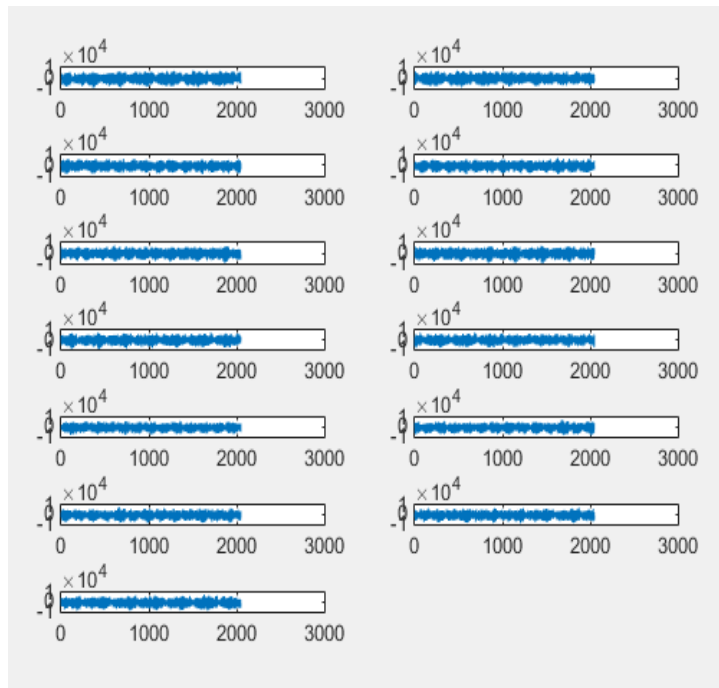


Figure IV. 2 Division en tranches du signal du jour 2.

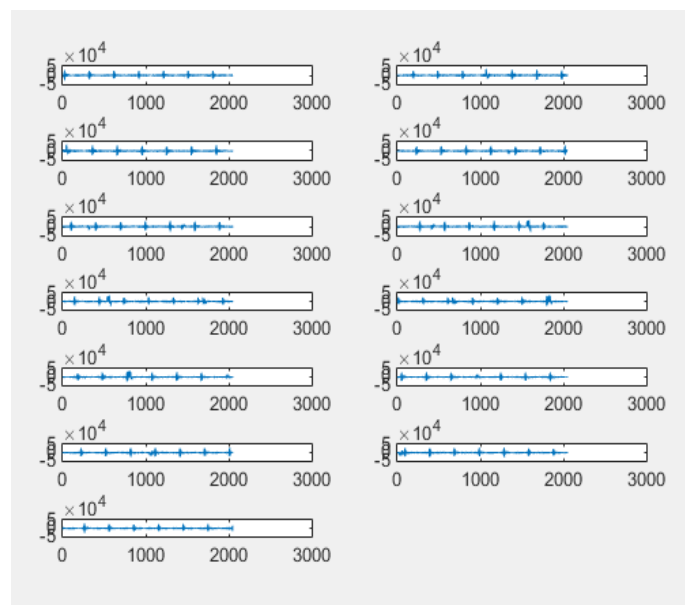


Figure IV. 3 Division en tranches du signal du jour 13.

défaut).

II.1.2 Choix et calcul des paramètres

Nous avons choisi de calculer 4 paramètres temporels (statistiques), ces paramètres sont :

- La valeur efficace (RMS).
- Le Facteur de crête (F_c).
- Le Skewness (facteur de dissymétrie), (Sks).
- Le kurtosis (facteur d'aplatissement), (Ku).

-Remarque

Les paramètres cités au-dessus sont calculés sur chaque tranche pour les différents signaux.

II.1.3 Constitution du vecteur forme (entrée du SIF)

Le vecteur forme se compose des paramètres calculés précédemment. Les composantes du vecteur forme représentent les variables d'entrée du système d'inférence flou (SIF) choisie pour la classification des défauts d'engrenage. Les données que l'on doit classer et traiter sont stockées dans un tableau de type observations/variables de la forme suivante :

$$base - donnée = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & & x_{2M} \\ \vdots & \ddots & & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{NM} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}$$

Où $\begin{cases} N \text{ est le nombre d'observations.} \\ M \text{ est le nombre d'indicateurs.} \end{cases}$

On a alors :

M : indicateurs, représentées en colonnes, et N observations représentées en ligne qui seront divisées en N_c classes (w_1, w_2, \dots, w_{N_c}) ou modes de fonctionnement, Chaque classe w_i possède N_i observations.

Pour notre travail :

- N= 156 observations (13 tranches par 12 signaux).
- M=4 : pour le nombre des indicateurs qui représentent les variables d'entrée du système d'inférence floue, on a choisi les 4 indicateurs (paramètres) calculés précédemment, et en plus ce nombre de variables est suffisant par ce que chaque fois on augmente le nombre des variables d'entrée et le nombre des fonctions d'appartenance associées à ces variables, on aura une complexité pour la génération des règles d'inférences). Les 4 indicateurs choisis de

type statistique sont: la valeur efficace (RMS), le Skewness (facteur de dissymétrie(Sks)), le kurtosis (Kurt) et le facteur de crête (Fc), ces indicateurs sont très utilisés pour la surveillance des défauts d'engrenages). [20], [21], [22], [23], [24]

- Nc =3 classes (ensembles flous de la variable de sortie correspondant aux différents modes de fonctionnement du dispositif étudié).

-Remarque

L'annexe (VI.3) présente un tableau qui contient la base de données selon les conditions citées dans ce paragraphe.

II.2 Choix des classes (ensembles flous de la variable de sortie du (SIF))

Nous avons choisi pour la sortie du système (SIF) une seule variable de sortie, qui représente l'état de santé du mécanisme étudié (result), pour cette variable de sortie on a choisi trois ensembles flous : ce choix trouve sa justification dans le rapport d'expertise section (III.2).

On remarque que : Les cinq premiers jours, le dispositif fonctionne sans défaut (classe1(M1)), du septième au onzième jour une apparition et évolution de l'écaillage sur les dents 1/2 et 15/16 (classe 2(M2)), les jours 12 et 13 on remarque un écaillage sur toute la largeur de la dent 15/16(classe3 (M3)). Donc les trois classes sont :

- Du 2^{ème} jour au 6^{ème} jour : classe1 (M1) (sans défaut).
- Du 7^{ème} jour au 11^{ème} jour:classe2(M2)(apparitionetévolutiondudéfaut).
- Du 12^{ème} jour au 13^{ème} jour : classe2 (M3) (généralisation du défaut).

III. Implémentation du système d'inférence flou (SIF) sous Matlab

L'implémentation du système d'inférence flou sous Matlab, peut être réalisée par deux méthodes différentes, soit à l'aide des commandes de la boîte à outils (Fuzzy logic) ou par son interface graphique.

III.1 Implémentation du système (SIF) par l'interface graphique

La commande fuzzy permet d'ouvrir l'interface graphique FIS Editor dans laquelle on peut définir entièrement le système flou.

III.1.1 Structure du système d'inférence flou (SIF) initial

Nous avons choisi, un système d'inférence flou de type Mamdani avec quatre variables à l'entrée (RMS, Fc, Sks, Ku) et une seule variable à la sortie qui représente l'état de santé du système étudié (result). Ce système d'inférence flou fonctionnant avec les méthodes listées ci-dessous. Ces méthodes apparaissent aussi sur l'interface graphique montrées sur la figure VI.4 :

- Nom_système : diag_eng,
- Type : Mamdani,

- ET_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur ET (min),
- OU_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur OU (max),
- Imp_méthode : méthode d'implication (min),
- Agg_méthode : méthode d'agrégation des règles (max),
- Deffuz_méthode : méthode de défuzzification (centroid),

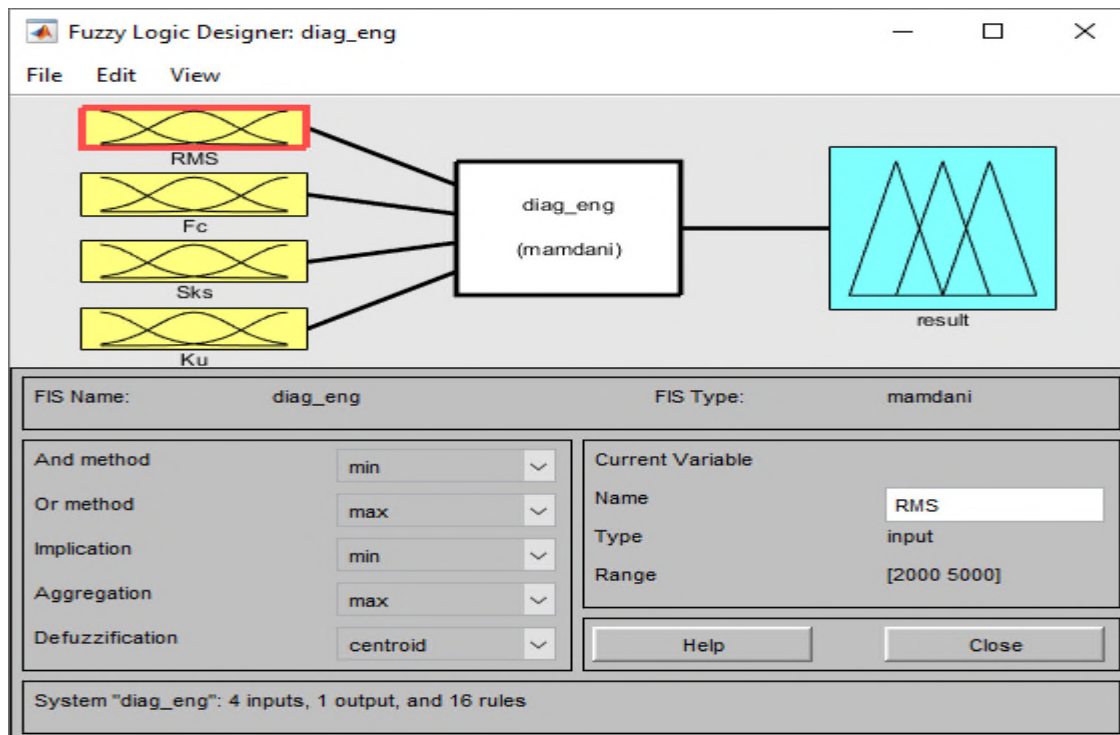


Figure IV. 4 Schéma bloc du (SIF)

III.1.2 Fuzzification des variables d'entrée et de sortie

III.1.2.1 Fuzzification de la variable d'entrée « La valeur efficace (RMS). »

Cette variable varie dans l'intervalle [2000 5000] (voir annexe VI.3), et on a choisi deux fonctions d'appartenance de type gaussienne (une fonction gaussienne se caractérise par deux paramètres $[\sigma, \mu]$ où σ est l'écart type et μ est l'espérance mathématique).

La première fonction appelée « N » avec deux paramètres $[\sigma = 145.3, \mu = 2641]$, la deuxième fonction appelée « L » avec deux paramètres $[\sigma = 285.8, \mu = 4408.31]$.

La figure VI. 5 montre la fuzzification de la variable d'entrée « La valeur efficace (RMS) ».

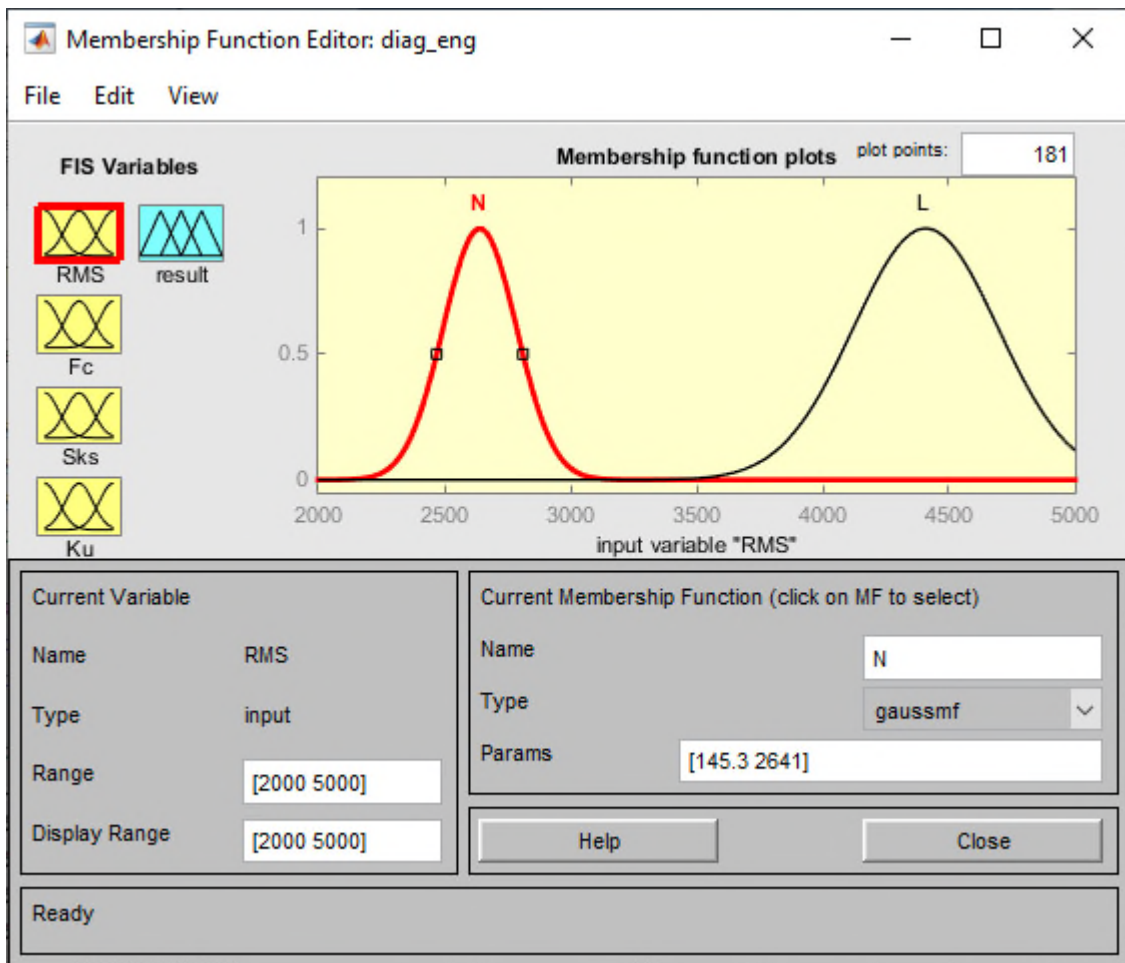


Figure IV. 5 Fuzzification de la variable d'entrée « La valeur efficace (RMS) ».

-Remarque

N : représente les valeurs petites de la première fonction d'appartenance pour chaque variable.

L : représente les valeurs grandes de la deuxième fonction d'appartenance pour chaque variable.

III.1.2.2 Fuzzification de la variable d'entrée « le facteur de crête (Fc) »

Cette variable varie dans l'intervalle [0 10] (voir annexe VI.3), et on a choisi deux fonctions d'appartenance de type gaussienne.

La première fonction appelée « N » avec deux paramètres [$\sigma = 0.28$, $\mu = 2.68$], la deuxième fonction appelée « L » avec deux paramètres [$\sigma = 0.47$, $\mu = 6.99$]. Le choix des deux paramètres est dicté par la variation de l'indicateur (FC) (annexe (IV.3)).

La figure VI. 6 montre la fuzzification de la variable d'entrée « le facteur de crête (Fc) » :

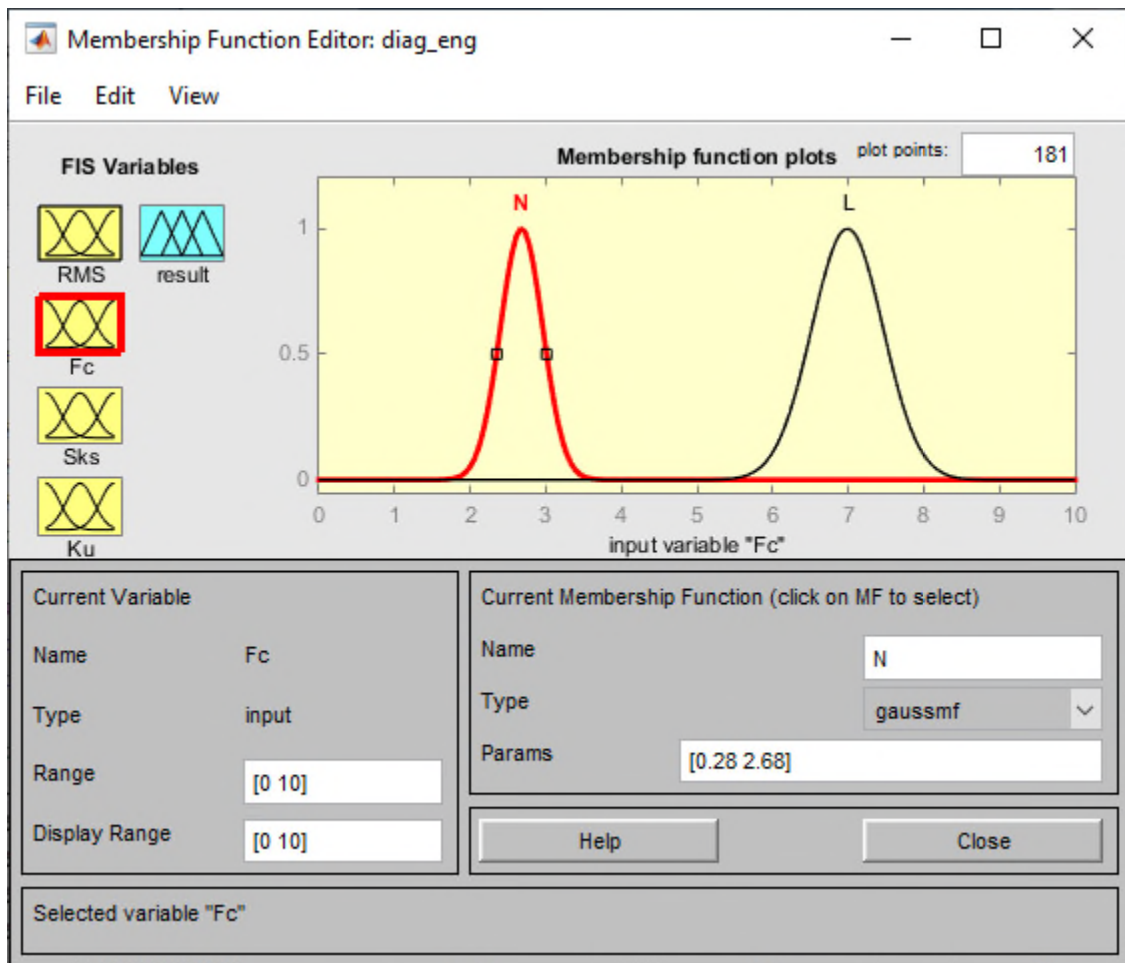


Figure IV. 6 Fuzzification de la variable d'entrée « le facteur de crête (Fc) »

III.1.2.3 Fuzzification de la variable d'entrée « Le Skewness (facteur de dissymétrie (Sks)) »

Cette variable varie dans l'intervalle $[-0.5 \ 2]$ (voir annexe VI.3), et on a choisi deux fonctions d'appartenance de type gaussienne.

La première fonction appelée « N » avec deux paramètres $[\sigma = 0.069, \mu = -0.195]$, la deuxième fonction appelée « L » avec deux paramètres $[\sigma = 0.41, \mu = 0.79]$.

La figure VI. 7 montre la fuzzification de la variable d'entrée « Le Skewness (facteur de dissymétrie(Sks)) » :

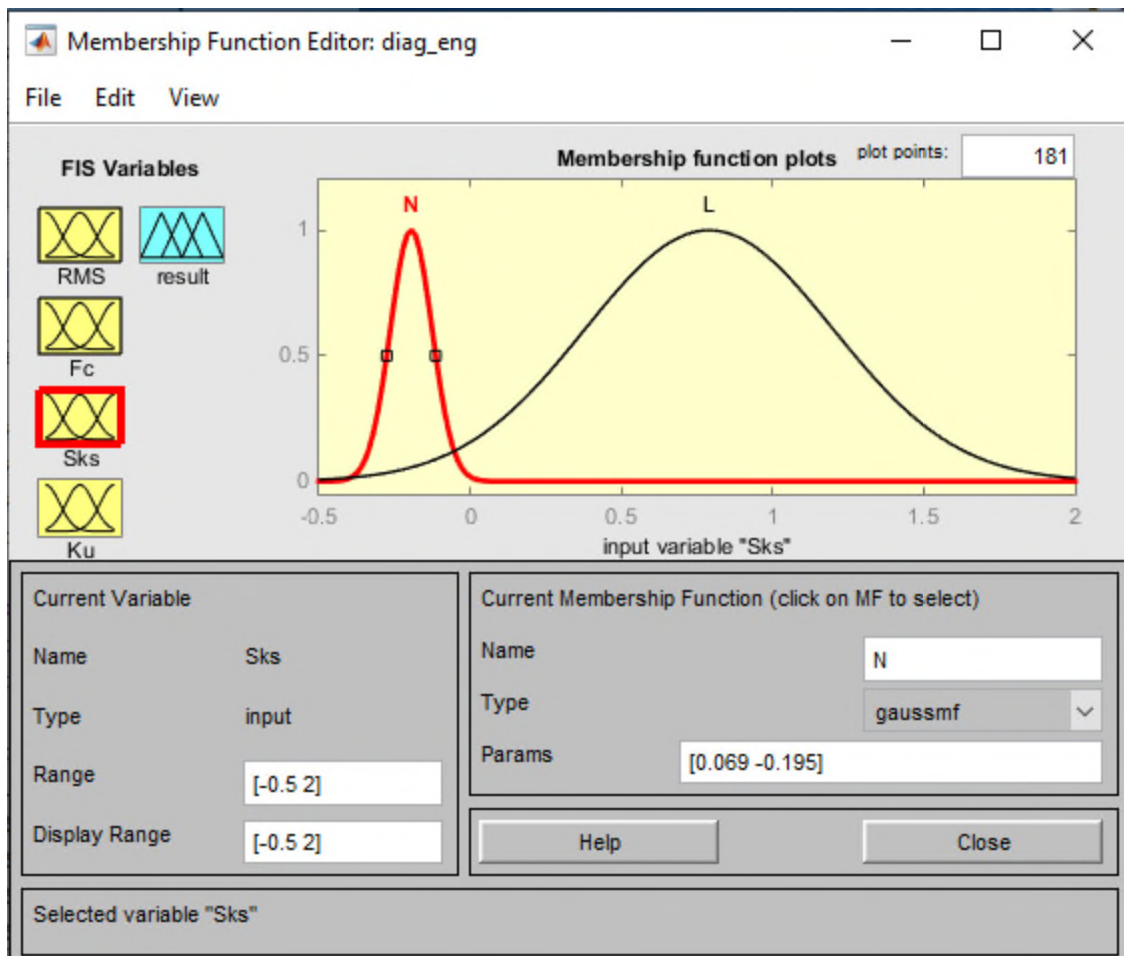


Figure IV. 7Fuzzification de la variable d'entrée « Le Skewness (facteur de dissymétrie (Sks))»

III.1.2.4 Fuzzification de la variable d'entrée « Le kurtosis (facteur d'aplatissement (Ku)) »

Cette variable varie dans l'intervalle [0 20] (voir annexe VI.3), et on a choisi deux fonctions d'appartenance de type gaussienne.

La première fonction appelée « N » avec deux paramètres [$\sigma = 0.14$, $\mu = 2.7$], la deuxième fonction appelée « L » avec deux paramètres [$\sigma = 1.54$, $\mu = 14.57$].

La figureVI. 8 montre la fuzzification de la variable d'entrée « Le kurtosis (facteur d'aplatissement (Ku)) » :

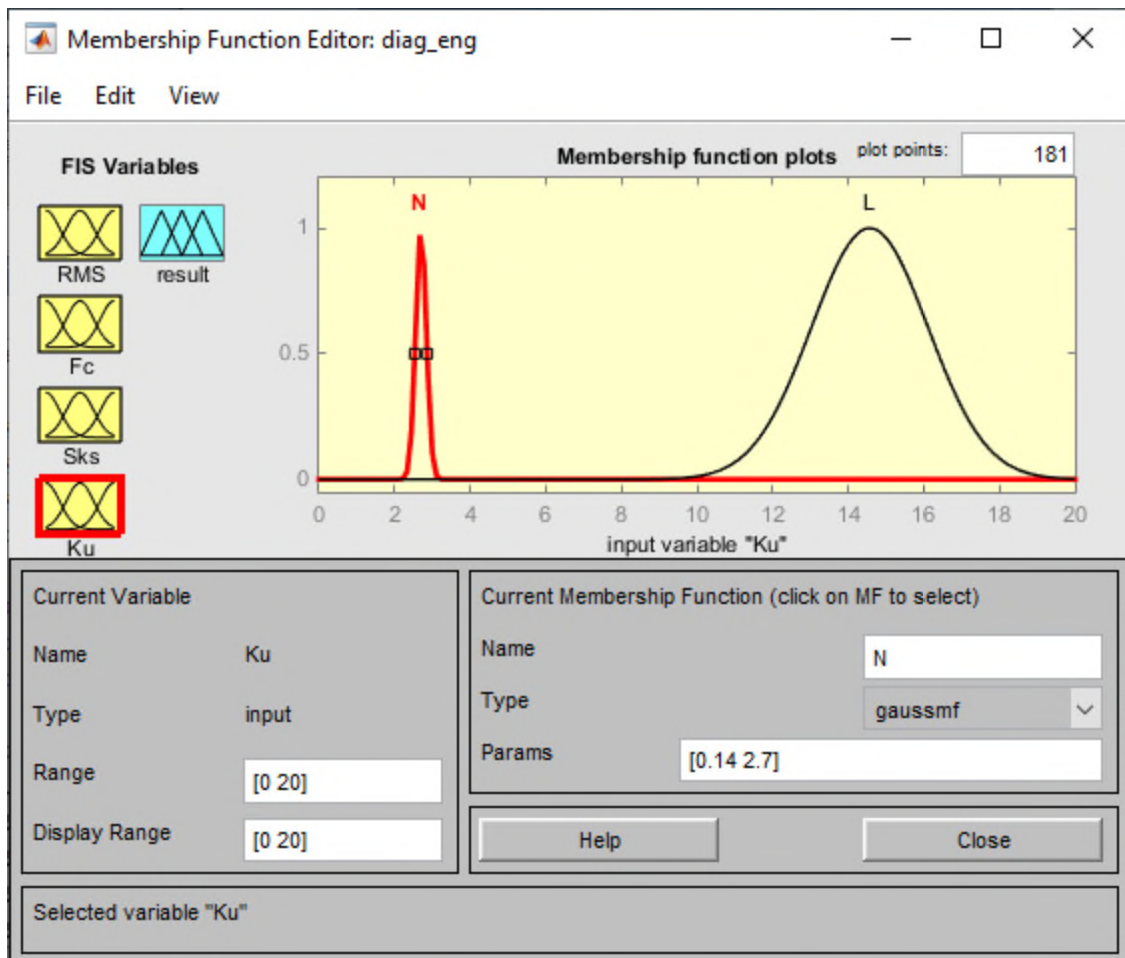


Figure IV. 8Fuzzification de la variable d’entrée « Le kurtosis (facteur d’aplatissement(Ku))»

III.1.2.5 Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (result) »

On a choisi un domaine de variation de $[0, 8]$, et trois fonctions d'appartenance. La première de type Z appelée « (M1) » (niveau1), avec deux paramètres $[2 \ 2]$, la deuxième fonction d'appartenance de type trapézoïdale (trap) appelée « (M2) »(niveau2), avec quatre paramètres $[2 \ 2 \ 4 \ 4]$, la troisième fonction d'appartenance de type S appelée « (M3) »(niveau3), avec deux paramètres $[4 \ 4]$. La figure VI.9 montre la fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (result) ».

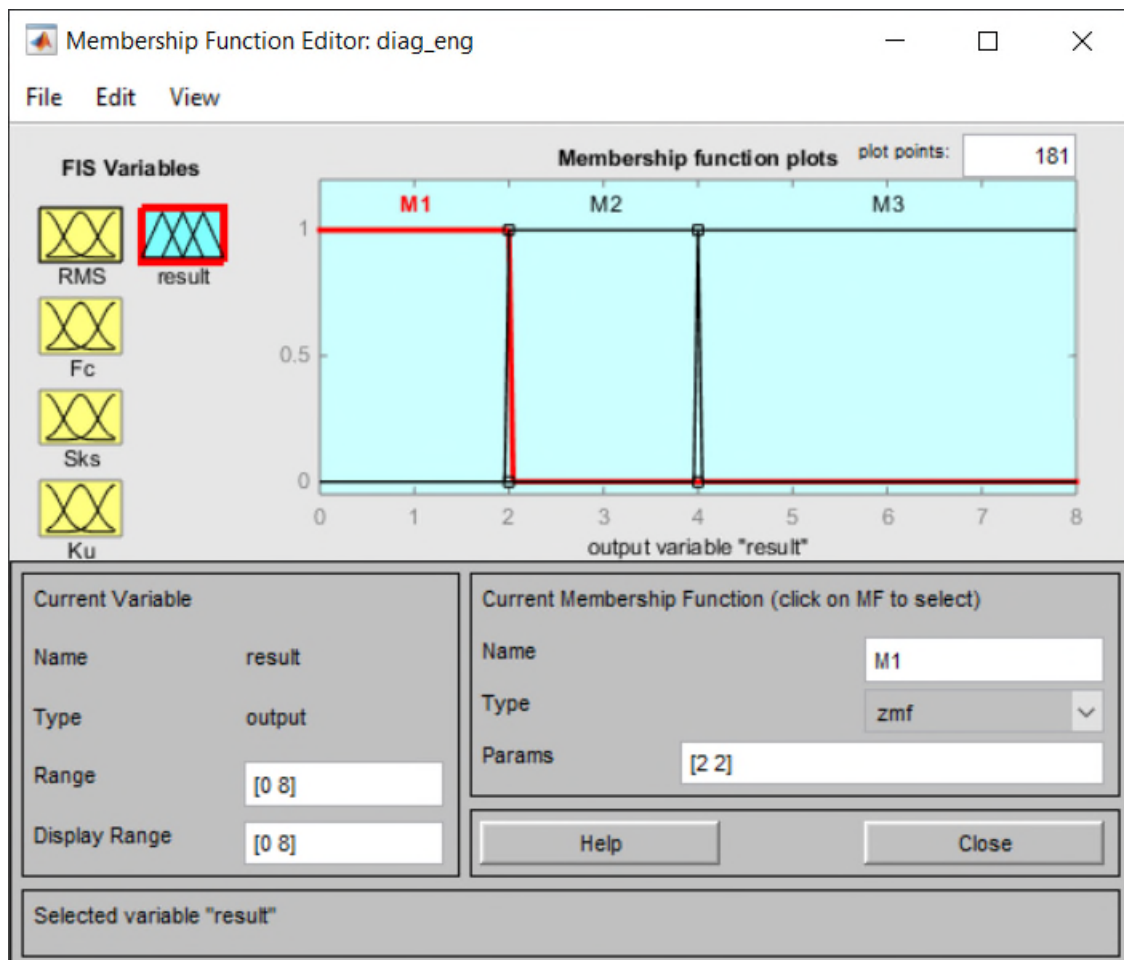


Figure IV. 9 Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (result) »

III.1.3 Génération des règles d'inférence

Les différentes règles possibles selon la fuzzification des différentes variables d'entrée et de sortie choisis sont les suivantes (4 variables d'entrée et 2 fonctions d'appartenances pour chacune des variables, on obtient 16 règles d'inférence ($4^2=16$) :

1. Si (RMS est N) et (Fc est N) et (Sks est N) et (Ku est N) alors (result est M1) (1)
2. Si (RMS est N) et (Fc est N) et (Sks est N) et (Ku est L) alors (result est M2) (1)
3. Si (RMS est N) et (Fc est N) et (Sks est L) et (Ku est N) alors (result est M2) (1)
4. Si (RMS est N) et (Fc est N) et (Sks est L) et (Ku est L) alors (result est M2) (1)
5. Si (RMS est N) et (Fc est L) et (Sks est N) et (Ku est N) alors (result est M2) (1)
6. Si (RMS est N) et (Fc est L) et (Sks est N) et (Ku est L) alors (result est M2) (1)
7. Si (RMS est N) et (Fc est L) et (Sks est L) et (Ku est N) alors (result est M2) (1)
8. Si (RMS est N) et (Fc est L) et (Sks est L) et (Ku est L) alors (result est M2) (1)
9. Si (RMS est L) et (Fc est N) et (Sks est N) et (Ku est N) alors (result est M2) (1)
10. Si (RMS est L) et (Fc est N) et (Sks est N) et (Ku est L) alors (result est M2) (1)
11. Si (RMS est L) et (Fc est N) et (Sks est L) et (Ku est N) alors (result est M2) (1)
12. Si (RMS est L) et (Fc est N) et (Sks est L) et (Ku est L) alors (result est M2) (1)
13. Si (RMS est L) et (Fc est L) et (Sks est N) et (Ku est N) alors (result est M2) (1)
14. Si (RMS est L) et (Fc est L) et (Sks est N) et (Ku est L) alors (result est M2) (1)
15. Si (RMS est L) et (Fc est L) et (Sks est L) et (Ku est N) alors (result est M2) (1)
16. Si (RMS est L) et (Fc est L) et (Sks est L) et (Ku est L) alors (result est M3) (1)

III.1.4 Défuzzification de la variable de sortie

III.1.4.1 Exemple d'application

Ces valeurs sont portées à titre d'exemple, le système proposé accepte toutes les combinaisons possibles. La figure VI.10 montre la défuzzification pour l'exemple pratique donné.

On prend un exemple d'application pour une observation de la troisième classe(M3) : $X=[3908 \ 7.5377 \ 0.9891 \ 14.9233]$

Hypothèse : le RMS est de 3908, le FC est de 7.5377, le Sks est de 0.9891, et le Kurtosis(Ku) est de 14.9233, alors l'état du dispositif étudié est considéré comme M3 (result =6). On remarque que notre système à bien classer cette observation.

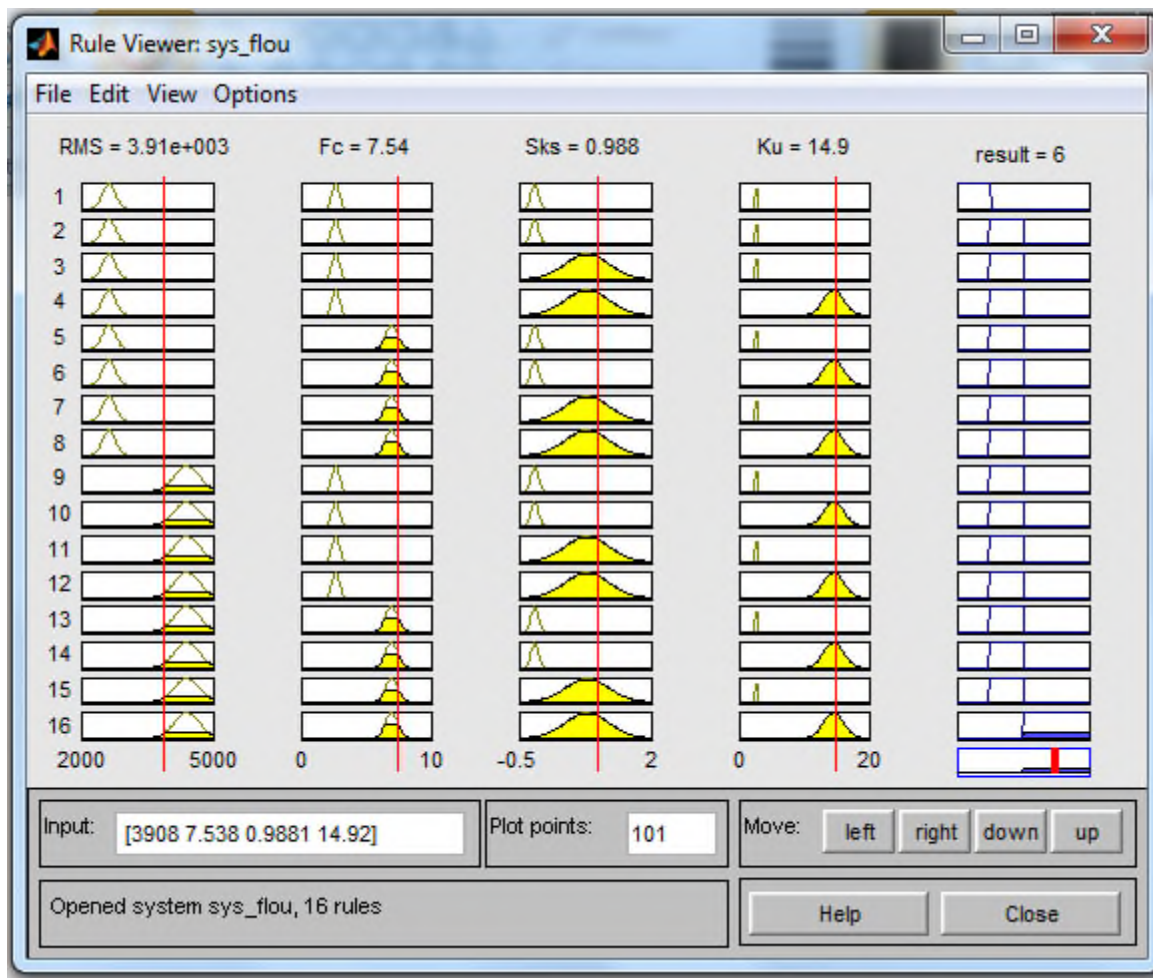


Figure IV. 10 Défuzzification de la variable de sortie

III.2 Implémentation du système (SIF) à l'aide des commandes de la boîte à outils

À l'aide des commandes de la boîte à outils « fuzzy logic », nous avons conçu un programme pour l'implémentation du système d'inférence floue (SIF) et aussi pour la classification et le diagnostic des défauts d'engrenage (le déroulement de l'implémentation est déjà présenté dans la section II chapitre III. Le programme développé est présenté dans l'annexe (VI.4).

IV. Classification de la base de données par le système d'inférence flou (SIF)

Le programme développé dans la section précédente, permet aussi de classifier les observations de la base de données. L'annexe (VI.5) présente le résultat de classification de la base de données. Les valeurs numériques de l'annexe (VI.5) représentent les valeurs réelles de la variable de sortie (état du dispositif étudié (result)). On a réparti la sortie du système en

trois classes : $\text{result} = 2$ dans le niveau M1, $\text{result} \in]2, 4[$ dans le niveau M2, et $\text{result} \in]4, 8[$ dans le niveau M3.

IV.1 Discussion

IV.1.1 Représentation graphique du résultat de classification

La figure (VI. 11)représente graphiquement le résultat de classification, on remarque que :

- du jour 2 au jour 6, toutes les observations sont classées au classe 1 (M1) et cela conformément à l'hypothèse de création des classes (voir chapitre IV, II.2).
- du jour 7 au jour 11, uniquement six observations (105,110,116,122) qui sont classées au classe 2 (M2), et le reste des observations (59 observations) sont classées au première classe (M1).
- du jour 12 au jour 13, toutes les observations sont classées au classe 3 (M3) et cela conformément à l'hypothèse de création des classes (voir chapitre IV, II.2).

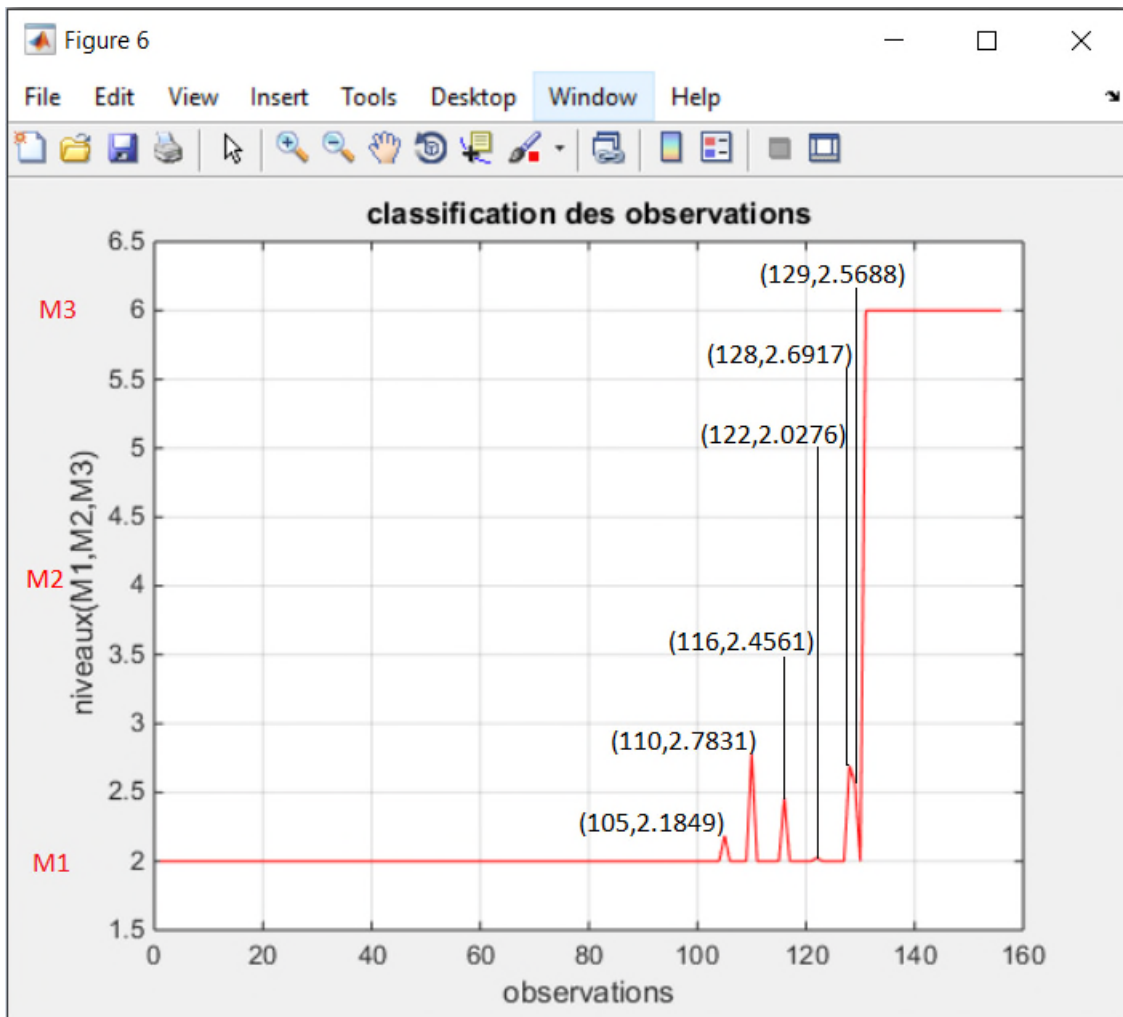


Figure IV. 11Résultat de classification de la base de données d'engrenage

IV.1.2 Interprétation de résultat de classification

Tous les éléments de la première et la dernière classe (M1 et M3) sont classés conformément à l'hypothèse de la section 2.1 du chapitre 4 qui est établi selon le rapport d'expertise, l'hypothèse concerne la répartition de la base de données en classe.

Pour la deuxième classe, on a uniquement 6 éléments qui sont classés conformément à l'hypothèse, et le reste des éléments (59 éléments) sont classés au première classe (M1) et cela est dû à :

- l'évolution du défaut apparaissant à partir du jour 7 n'a pas atteint le niveau, dans lequel, la deuxième classe sera dissociée clairement de la première.
- Le bruit qui submerge dans les signaux prélevés entache la sensibilité des indicateurs formant la base de données, ce qui influe sur la classification.

En fin, on peut dire que le système d'inférence floue (SIF), avec cette configuration, permet de dissocier clairement les deux classes (M1 et M3), pour la deuxième, les indicateurs utilisés ne permettent pas la dissociation de cette classe par rapport à l'autres, et la solution c'est d'utiliser d'autre indicateurs plus pertinents et plus performant capable de dissocier cette classe.

Conclusion générale

Les travaux menés dans le cadre de ce mémoire portent sur le domaine de la maintenance et la surveillance et le diagnostic automatisés des systèmes mécaniques par analyse vibratoire en utilisant la technique de la logique floue, qui est l'une des techniques de l'intelligence artificielle. Le test et la validation de système de diagnostic construits ont été réalisés sur des défauts d'engrenages d'un banc d'essais.

Après avoir présenté un aperçu sur les différents défauts mécaniques dans les machines tournantes, ainsi que les différents indicateurs de surveillance. Nous avons tout d'abord étudié les principes fondamentaux de la logique floue, dans lequel nous avons rappelé les concepts de base de la théorie des sous-ensembles flous et expliquerons comment fonctionne le raisonnement flou.

Ensuite nous avons entamé la méthodologie suivie dans le travail expérimental lors de la réalisation de ce travail. Nous avons présenté les différentes étapes de la mise en œuvre des systèmes d'inférence floue (SIF) sous l'environnement Matlab et la démarche adoptée pour l'utiliser comme un outil de diagnostic. Nous avons expliqué en détail, les différentes étapes d'implémentation du système (SIF), soit par l'interface graphique ou à l'aide des commandes de la boîte à outils « fuzzy logic ». Ensuite, nous avons présenté le banc d'essai étudié : banc d'essai d'engrenages (CETIM) - France.

Enfin, nous avons présenté et interprété les différents résultats expérimentaux obtenus pour notre dispositif étudié. On a commencé par la sélection des paramètres les plus adéquats pour la classification. Ensuite, nous avons présenté les différentes étapes d'implémentation du système (SIF) par deux méthodes différentes (interface graphique et à l'aide des commandes de la boîte à outils « fuzzy logic »), à la fin nous avons terminé par la présentation et l'interprétation des résultats de classification de la base de données obtenue par l'utilisation des programmes que nous avons développés.

Références Bibliographiques

- [1] David AUGIEX, Technique de l'ingénieur (traité génie mécanique – Analyse vibratoire des machines tournantes),2001.
- [2] Mme Mehdiya Ghozlane, Technique de surveillance des machines tournantes Tome 1 : Analyse vibratoire, Edition 2013.
- [3] Jacques MOREL, Surveillance vibratoire et maintenance prédictive, Technique de l'ingénieur, 1992.
- [4] Chevalier R., « Etat de l'art de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes à EDF », RFM, 2001.
- [5] Harris T.A., "Rolling Bearing Analysis", 3ème édition, Lavoisier, 1991.
- [6] Boulenger A. & Pachaud C., "Diagnostic vibratoire en maintenance préventive", Dunod 1998.
- [7] Martin H. R., Honarvar F., "Application of Statistical Moments to Bearing Failure Detection", Applied Acoustics, Vol. 44, 1995.
- [8] TOUAFEK Ishak, Extraction d'indicateurs robustes pour le diagnostic des défauts mécaniques : Comparaison de L'EMD et des ondelettes (WT), UFAS,Sétif, 2018.
- [9] Bernadette Bouchon_Meunier << La logique floue et ses applications >> Editions Addison_Wesley (France) _1995.
- [10] D.DUBOIS,H.PRADE,“AreviewofFuzzySetaggregationconnectives”,Information sciences,1985.
- [11] C. V. Negoit and D. A. Ralsec, “Applications of Fuzzy Sets to SystemsAnalysis”,BirkhuserVerlag, Stuttgart, 1975.
- [12]Mohand MOKHTARI,“applications de Matlab[®]5 et Similink[®]2”,Springer-Verlag,France,1998.
- [13] James C. BEZDEK and Sanker K. PAL, “Fuzzy Models for PatternRecognition”,IEEEPress, 1992.
- [14]Mathworks, Fuzzy logic Toolbox-for Use MATLAB[®], User manual ofMathworks,2000.
- [15] Semchedine FEDALA,“ le diagnostic vibratoire automatisé : comparaisondes méthodes d'extraction et de sélection du vecteur forme”, Mémoire de magisterDOMP-UFAS,Sétif,2005.
- [16] N.Saravanan,S.Cholairajan,K.I.Ramachandran,“vibration-basedfault diagnosis of spur bevel gear box using fuzzy technique”, Expert Systems withApplications36, 2009.

- [17] Jian-DaWu,Chuang-ChinHsu,“Faultgearidentificationusingvibration signal with discrete wavelet transform technique and fuzzy-logic inference”,ExpertSystemswith Applications 36, 2009.
- [18] V.Sugumaran;K.I.Ramachandran,“Automaticrulelearningusingdecision tree for fuzzy classifier in fault diagnosis of roller bearing”, MechanicalSystemsand Signal Processing, Vol 21, 2007.
- [19] BoulangerA,PachaudC,“Analysevibratoireenmaintenance.Surveillance et diagnostic des machines”, 2^{ème} édition, Edition Dunod, Paris, 2003.
- [20] H. Oehlmann, D. Brie, M. Tomczak, M., et A Richard, “A method for analysing gearbox faults using time-frequency representations”, Mechanical systemsandsignal processing, Vol11,1997.
- [21] C. J. Stander, et P. S. Heyns, “Using vibration monitoring for local faultdetection on gears operating under fluctuating local conditions”. Mechanical SystemsandSignal Processing, Vol16, 2002.
- [22] P. Gadd, P. J.Mitchell, “Condition monitoring of helicopter gearboxesusing automatic vibration analysis techniques, AGARD CP 369”. Gears and PowerTransmissionSystem for HelicopterTurboprops, 1984.
- [23] J. F. A.Lebanc, J. R. F. Dube, et B.Devereux, “Helicoptergearboxvibration analysis in the canadian forces – Applications and Lessons”. In proceedingsof the first internationalconference, gearbox noise and vibration,ImechECambridge,UK, 1990.
- [24] A. K. Nandi, “Advanced digital vibration signal processing forconditionmonitoring”.InProceedingsofCOMADEM, 2000.
- [25] Mohamed EL BADAoui, “ contribution au diagnostic vibratoires desréducteurscomplexesàengrenagesparl’analysecepstrale”,thèsededoctorat à l’universitéJEAAN-MONNET,juillet 1999.
- [26] L.A. Zadeh, "Fuzzy Sets, Information and Control", Vol. 8,1965.
- [27] HARROUCHE Fateh, Etude Comparative de Deux Méthodes D’optimisation d’un Système de Classification des Défauts Mécaniques par la Logique Floue,thèsededoctorat,UFAS,Sétif, 2019.
- [28] HARROUCHE Fateh, Application de la logique floue aux machines tournantes, Mémoire de magister,UFAS,Sétif, 2011.

Annexe

Annexe VI.3

Cette annexe est une base de données d'engrenage. C'est un tableau qui contient des valeurs numériques des indicateurs.

En lignes : les observations (de 1 à 156).

En colonnes : indicateur (de 1 à 4, qui sont donnés par cet ordre RMS, Fc, Sks, ku).

	1	2	3	4
1	3.0320e+03	2.3035	-0.2398	2.6274
2	3.0040e+03	2.3250	-0.1624	2.5388
3	2.9089e+03	2.1921	-0.2340	2.4222
4	2.8195e+03	2.5883	-0.2641	2.5205
5	2.8823e+03	2.5319	-0.2431	2.5799
6	2.9892e+03	2.3973	-0.2747	2.6376
7	3.0176e+03	2.4984	-0.2341	2.6664
8	2.9479e+03	2.5575	-0.1817	2.5593
9	2.8410e+03	2.2811	-0.2246	2.4237
10	2.8425e+03	2.7405	-0.2520	2.5334
11	2.8805e+03	2.7044	-0.2376	2.6715
12	2.9416e+03	2.3724	-0.2581	2.5650
13	3.0255e+03	2.6474	-0.2337	2.5798
14	2.7337e+03	2.4602	-0.2881	2.5389
15	2.8161e+03	2.8993	-0.1955	2.4940
16	2.7829e+03	2.9338	-0.1974	2.5277
17	2.7208e+03	2.4676	-0.2718	2.4482
18	2.7710e+03	2.3612	-0.2370	2.5151
19	2.7676e+03	2.3641	-0.2526	2.6661
20	2.7549e+03	2.3976	-0.2995	2.5975
21	2.8142e+03	2.5119	-0.1673	2.5301
22	2.7733e+03	2.5489	-0.1673	2.5018
23	2.7185e+03	2.2979	-0.2921	2.4678
24	2.7388e+03	2.2809	-0.2081	2.5093
25	2.7267e+03	2.3007	-0.2303	2.6354
26	2.7672e+03	2.7534	-0.3127	2.5895

27	2.6435e+03	2.7669	-0.2533	2.9278
28	2.7724e+03	2.9148	-0.3194	3.0716
29	2.8410e+03	2.8444	-0.1931	2.8794
30	2.8317e+03	2.1459	-0.1636	2.6017
31	2.8126e+03	2.2363	-0.1577	2.5095
32	2.7138e+03	2.3177	-0.1489	2.5842
33	2.6848e+03	2.5957	-0.2318	2.8098
34	2.7044e+03	3.0808	-0.2596	2.9452
35	2.7840e+03	2.9927	-0.1982	2.7923
36	2.8645e+03	2.8062	-0.1495	2.5785
37	2.8200e+03	2.6652	-0.1255	2.5394
38	2.6859e+03	2.7983	-0.1477	2.6702
39	2.6123e+03	2.5236	-0.2243	2.7772
40	2.6029e+03	2.7849	-0.1690	2.6133
41	2.5387e+03	2.6554	-0.1396	2.5617
42	2.5259e+03	2.5703	-0.1898	2.7350
43	2.6437e+03	2.9677	-0.2038	2.9838
44	2.7554e+03	2.8475	-0.0937	2.7548
45	2.6948e+03	3.0113	-0.0653	2.6291
46	2.5715e+03	3.1557	-0.1424	2.6427
47	2.5073e+03	2.7735	-0.1608	2.6386
48	2.5227e+03	2.2821	-0.2180	2.8102
49	2.6031e+03	2.8023	-0.2242	2.8987
50	2.7450e+03	2.6574	-0.0952	2.8148
51	2.7446e+03	2.6943	-0.0991	2.6739
52	2.5925e+03	2.8524	-0.1558	2.5487
53	2.6261e+03	2.3629	-0.1628	2.7656
54	2.6552e+03	2.3819	-0.1571	2.6548
55	2.5375e+03	2.4924	-0.2260	2.5874
56	2.4994e+03	2.5327	-0.2416	2.6645
57	2.5125e+03	2.7417	-0.2623	2.7741
58	2.5801e+03	2.6875	-0.2896	2.8616
59	2.6557e+03	2.8376	-0.1908	2.7659
60	2.6784e+03	2.8135	-0.1408	2.7065
61	2.5792e+03	2.5209	-0.2448	2.6379
62	2.5015e+03	2.6003	-0.2316	2.6288
63	2.5385e+03	2.5624	-0.2037	2.7620
64	2.5577e+03	2.6025	-0.2976	2.9280
65	2.6125e+03	2.5479	-0.2065	2.9011
66	2.5695e+03	2.1734	-0.3188	2.8088
67	2.6653e+03	2.5890	-0.1607	2.7005
68	2.6338e+03	2.6200	-0.1649	2.6287
69	2.5404e+03	2.6856	-0.2601	2.6212
70	2.5485e+03	2.8960	-0.2120	2.6804
71	2.5488e+03	2.8956	-0.2422	2.8053
72	2.5575e+03	2.5881	-0.3125	2.8550
73	2.6594e+03	2.4667	-0.2084	2.7125
74	2.6094e+03	2.4983	-0.1520	2.6096
75	2.4948e+03	2.4341	-0.2342	2.5799
76	2.5249e+03	2.3643	-0.2443	2.6919
77	2.5514e+03	2.3947	-0.2495	2.8160
78	2.5639e+03	2.5778	-0.2680	2.8076

79	2.4881e+03	3.1948	-0.2789	2.8799
80	2.5415e+03	3.1276	-0.3398	2.9277
81	2.6345e+03	2.7468	-0.2269	2.8054
82	2.6311e+03	2.7366	-0.1543	2.7270
83	2.5364e+03	2.6300	-0.1948	2.6533
84	2.4664e+03	2.2640	-0.2367	2.7024
85	2.5012e+03	2.3013	-0.2221	2.8224
86	2.5521e+03	2.6131	-0.2856	2.9984
87	2.5935e+03	2.5714	-0.2009	2.9330
88	2.5925e+03	2.5468	-0.1493	2.6802
89	2.5153e+03	2.5991	-0.2454	2.6335
90	2.4664e+03	2.6212	-0.2417	2.6390
91	2.4964e+03	2.7578	-0.2494	2.8549
92	2.4284e+03	2.6017	-0.1877	2.7467
93	2.4392e+03	2.4734	-0.2037	2.9403
94	2.4070e+03	2.4025	-0.2595	2.9413
95	2.4003e+03	2.2298	-0.2262	2.6991
96	2.4692e+03	2.4735	-0.1685	2.5968
97	2.4225e+03	2.5212	-0.2005	2.6217
98	2.3998e+03	2.7551	-0.2360	2.7755
99	2.4875e+03	3.3020	-0.2402	3.1523
100	2.4515e+03	3.3505	-0.2966	3.1914
101	2.4244e+03	2.5547	-0.3042	2.7446
102	2.4722e+03	2.4101	-0.2062	2.6197
103	2.4251e+03	2.4061	-0.1749	2.6124
104	2.4042e+03	2.4705	-0.2130	2.7569
105	2.7116e+03	3.2830	-0.0372	2.8776
106	2.6169e+03	2.9222	-0.1770	2.6579
107	2.5862e+03	2.6070	-0.1943	2.6499
108	2.5984e+03	2.6322	-0.1659	2.7027
109	2.5741e+03	2.6570	-0.1078	2.5749
110	2.6530e+03	2.8758	-7.6401e-05	2.7289
111	2.6701e+03	2.9817	-0.0757	2.7994
112	2.5609e+03	3.1088	-0.1603	2.6738
113	2.5945e+03	2.9336	-0.1651	2.6185
114	2.5969e+03	3.1702	-0.1720	2.6867
115	2.5400e+03	3.2412	-0.1038	2.6535
116	2.6520e+03	2.9506	-0.0264	2.6934
117	2.6592e+03	2.9426	-0.1036	2.7495
118	2.5942e+03	3.2676	-0.1006	2.7888
119	2.5912e+03	3.0141	-0.1407	2.6917
120	2.5988e+03	2.5749	-0.1511	2.6082
121	2.5435e+03	3.1539	-0.1124	2.6066
122	2.5895e+03	3.0979	-0.0510	2.6876
123	2.6374e+03	2.6391	-0.1002	2.7033
124	2.5862e+03	2.8045	-0.1312	2.7013
125	2.5966e+03	2.9598	-0.1392	2.7133
126	2.6145e+03	3.1270	-0.1418	2.6928
127	2.5643e+03	3.1882	-0.1338	2.6254
128	2.6223e+03	3.2075	-0.0092	2.7045
129	2.6509e+03	3.1728	-0.0189	2.8842
130	2.5813e+03	3.0410	-0.1460	2.7038

131	4.5768e+03	6.4893	0.7501	11.7865
132	4.4073e+03	6.8266	0.7563	14.0932
133	4.2848e+03	7.0218	0.6527	14.0469
134	4.1912e+03	7.0149	0.5513	12.7532
135	4.2559e+03	6.9083	0.2264	13.5956
136	4.3328e+03	6.6718	0.3421	12.6918
137	4.2472e+03	6.4019	0.6762	13.4930
138	4.3886e+03	6.6656	0.6428	15.8557
139	4.0787e+03	7.1721	0.8672	16.5459
140	3.9606e+03	7.1035	0.7416	12.2948
141	4.1811e+03	7.2430	0.4562	14.5170
142	4.4190e+03	6.8530	0.6227	15.2191
143	4.4673e+03	6.6974	0.5811	13.8938
144	4.0136e+03	7.0662	0.7643	14.2642
145	4.2610e+03	8.3076	0.9989	16.8007
146	4.4839e+03	7.8947	0.9382	16.5965
147	4.5111e+03	6.7966	0.5202	13.4834
148	4.6555e+03	6.5489	0.4874	12.9585
149	4.9542e+03	7.0350	1.5528	16.5307
150	4.9035e+03	7.1079	1.6532	15.7218
151	4.8588e+03	7.4927	1.7547	16.4605
152	4.8545e+03	7.4992	1.5805	17.4200
153	4.2647e+03	6.5369	0.4215	15.0153
154	4.6172e+03	6.3780	0.4840	13.8418
155	4.5391e+03	6.4896	0.5962	14.1099
156	3.9080e+03	7.5377	0.9881	14.9233

Annexe VI.5

Cette annexe présente les valeurs réelles de la variable de sortie.

En ligne : une seule ligne qui représente la variable de sortie.

En colonne : de 1 à 156 colonnes portent les étiquetés des observations de la base de données.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	
1.9800	1.9800	1.4626	1.1407	1.2703	1.7385	1.9800	1.7017	1.4756	
10	11	12	13	14	15	16	17	18	
1.1743	1.2733	1.4730	1.9800	1.1321	1.2664	1.1954	1.2834	1.1741	
19	20	21	22	23	24	25	26	27	
1.1255	1.1552	1.2255	1.2868	1.2022	1.2345	1.1889	1.1919	1.2418	
28	29	30	31	32	33	34	35	36	
1.9110	1.2398	1.5646	1.3732	1.2714	1.1022	1.2818	1.1713	1.3666	
37	38	39	40	41	42	43	44	45	
1.2850	1.1556	1.0915	1.1324	1.2069	1.1324	1.5660	1.4294	1.7772	
45	46	47	48	49	50	51	52	53	
1.7772	1.4650	1.1734	1.2209	1.2128	1.4157	1.3830	1.2080	1.2115	
54	55	56	57	58	59	60	61	62	63
1.2032	1.1078	1.1138	1.1001	1.1346	1.1127	1.1734	1.0895	1.1194	1.1142
64	65	66	67	68	69	70	71	72	73
1.1865	1.2399	1.2193	1.1296	1.1274	1.0984	1.1144	1.0946	1.1914	1.116
74	75	76	77	78	79	80	81	82	
1.1484	1.1230	1.1321	1.1137	1.1053	1.2906	1.3205	1.1028	1.1414	
83	84	85	86	87	88	89	90	91	92
1.1216	1.2170	1.1974	1.4553	1.3375	1.1520	1.1002	1.1456	1.1250	1.2733
93	94	95	96	97	98	99	100	101	
1.3584	1.2700	1.2915	1.2158	1.2697	1.2779	1.9800	1.9800	1.1669	
102	103	104	105	106	107	108	109	110	111
1.1715	1.3005	1.3005	2.1281	1.1516	1.1008	1.1215	1.3193	2.7814	1.6288
112	113	114	115	116	117	118	119	120	
1.3438	1.1677	1.4376	1.7977	2.4486	1.3481	1.9010	1.2527	1.1498	
121	122	123	124	125	126	127	128	129	130
1.5228	2.0166	1.3738	1.2043	1.2095	1.4077	1.5624	2.6884	2.5632	1.2740
131	132	133	134	135	136	137	138	139	
5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	

140	141	142	143	144	145	146	147	148	149
5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100

150	151	152	153	154	155	156
5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100	5.0100

Résumé :

Ce travail s'inscrit dans la thématique de la surveillance, la reconnaissance et le diagnostic automatisés des défauts mécaniques plus précisément des défauts d'engrenages dans les machines tournantes, particulièrement la détection des niveaux de dégradation correspondants à ces défauts.

L'étude que nous allons faire se base sur la logique floue qui est classée parmi les techniques de l'intelligence artificielle, la logique floue est utilisée pour résoudre les problèmes du diagnostic par la classification automatique des signaux vibratoires correspondant aux différents modes de fonctionnement des machines. Le principe de cette technique est basé sur la classification par inférence floue, elle a pour but d'augmenter la précision et de réduire les erreurs causées par le jugement subjectif de l'homme. Au cours de notre travail expérimental, cette opération est appliquée à un banc d'essai CETIM.

Une meilleure performance de cette technique repose sur le bon choix des paramètres du système d'inférence floue choisie (variables d'entrée et de sortie et leurs domaines de définition, types et paramètres des fonctions d'appartenance associées aux différentes variables d'entrées et de sortie du système, règles d'inférence floue, ...).

Mots clés :

Défauts mécaniques, diagnostic des défauts, défauts d'engrenages, traitement du signal, automatisation du diagnostic, logique floue, vibrations mécaniques.

Abstract :

This work is part of the theme of monitoring, recognition and automated diagnosis of mechanical defects, more specifically gear defects in rotating machines, particularly the detection of levels of degradation corresponding to these defects.

The study that we are going to make is based on the fuzzy logic which is classified among the techniques of the artificial intelligence, the fuzzy logic is used to solve the problems of the diagnosis by the automatic classification of the vibratory signals corresponding to the various modes of functioning of the machines. The principle of this technique is based on classification by fuzzy inference, it aims to increase the accuracy and reduce the errors caused by the subjective judgment of man. During our experimental work, this operation is applied to a CETIM test bench.

A better performance of this technique relies on the good choice of the parameters of the chosen fuzzy inference system (inputs and outputs variables and their definition domains, types and parameters of the membership functions associated with the different inputs and outputs variables of the system, fuzzy inference rules, ...).

Key words :

Mechanical faults, fault diagnosis, gear defects, signal processing, diagnostic automation, fuzzy logic, mechanical vibrations.